

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

MARINA PROENÇA

A INFLUÊNCIA DO USO DO *DIGITAL MARKETING ANALYTICS* EM DECISÕES
EFETIVAS DE MARKETING MEDIADA PELA CAPACIDADE ABSORTIVA

CURITIBA

2021

MARINA PROENÇA

A INFLUÊNCIA DO USO DO *DIGITAL MARKETING ANALYTICS* EM DECISÕES
EFETIVAS DE MARKETING MEDIADA PELA CAPACIDADE ABSORTIVA

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação em Administração, Setor de Ciências Sociais Aplicadas, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Tomás Sparano Martins

CURITIBA

2021

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA DE CIÊNCIAS SOCIAIS
APLICADAS – SIBI/UFPR COM DADOS FORNECIDOS PELO(A) AUTOR(A)
Bibliotecário: Eduardo Silveira – CRB 9/1921

Proença, Marina

A influência do uso do digital marketing analytics em decisões efetivas de marketing mediada pela capacidade absorviva / Marina Proença.- 2021.
144 p.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Administração, do Setor de Ciências Sociais Aplicadas.

Orientador: Tomás Sparano Martins.

Defesa: Curitiba, 2021.

1. Administração. 2. Marketing. 3. Marketing na internet. I. Universidade Federal do Paraná. Setor de Ciências Sociais Aplicadas. Programa de Pós-Graduação em Administração. II. Martins, Tomás Sparano. III. Título.

CDD 658.8

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em ADMINISTRAÇÃO da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da dissertação de Mestrado de **MARINA PROENÇA** intitulada: **A INFLUÊNCIA DO USO DO DIGITAL MARKETING ANALYTICS EM DECISÕES EFETIVAS DE MARKETING MEDIADA PELA CAPACIDADE ABSORTIVA**, sob orientação do Prof. Dr. TOMAS SPARANO MARTINS, que após terem inquirido a aluna e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 11 de Fevereiro de 2021.

Assinatura Eletrônica

11/02/2021 15:08:58.0

TOMAS SPARANO MARTINS

Presidente da Banca Examinadora (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica

11/02/2021 15:09:00.0

HEITOR TAKASHI KATO

Avaliador Externo (PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica

11/02/2021 15:11:18.0

ANA MARIA MACHADO TOALDO

Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Prof. Dr. Tomás Martins, que sempre esteve à disposição, rapidamente respondendo aos meus questionamentos e pacientemente me apontando o melhor caminho para a realização do trabalho.

À minha família, que sempre me deu suporte e apoiou as minhas escolhas, acreditando em mim.

Ao meu namorado, Renan Zappe Bueno, que também nunca deixou de me apoiar e sempre depositou muita confiança no meu potencial, contribuindo também com revisões e outras partes práticas do estudo.

Aos meus amigos, que tornaram essa trajetória mais leve.

A todos os colegas de turma que passaram junto comigo por essa jornada e todas as emoções que ela trouxe. Em especial, agradeço à Kelly Seronato, que compartilhou comigo alguns trabalhos, dúvidas e sentimentos. À Morgana Stegemann, que também se tornou outra grande parceira no desenvolvimento de artigos, questionamentos e desabafos. E à Laís Plácido, com quem também compartilhei disciplinas e anseios. Juntas, dividimos a sala de aula, medos e expectativas e, sei que poderei contar com essa parceria para além do mestrado. Agradeço também ao pessoal da linha de Comportamento o Consumidor: à Ana Paula Richarde, Caio Pedrini, Pedro Forti, Laís Marçal e Irian Costa.

Também aos veteranos, que já sabendo o caminho, contribuíram para que eu pudesse segui-lo da forma mais tranquila. Em especial ao Flávio Osten, que auxiliou muito a parte estatística do trabalho, que para mim, é a mais desafiadora. Ele sempre esteve disposto a tornar os termos mais simples, responder ao que fosse necessário e ajudar de forma muito rápida. Ao Demétrio Mendonça e ao Djonata Schinssel, que também contribuíram com a parte estatística, qualificação e outras questões. Ao Paulo Morilha, que contribuiu com revisões, aconselhamentos e sempre se colocou à disposição.

Às professoras Ana Maria Toaldo e Simone Didonet, por toda a troca nas aulas e nos grupos de pesquisa. À professora Eliane Francisco, pelo auxílio na qualificação e ao professor Heitor Kato, que contribuiu com pontos de melhoria na durante a defesa.

Aos outros professores do PPGADM com quem tive contato, exemplos para minha carreira como docente, e ao Grupo de Pesquisa de Estratégia de Marketing.

Agradeço especialmente a Deus, por colocar pessoas tão extraordinárias no meu caminho, sem as quais nada seria possível.

RESUMO

A transformação digital possibilitou um contato mais próximo entre as empresas e seus consumidores. Agora, é possível mensurar o comportamento dos clientes e obter informações mais assertivas, não apenas sobre o que eles falam, mas principalmente sobre o que fazem, seus anseios, localização geográfica, etc. Logo, muitas passaram a investir na análise de dados, porém, nem todas conseguiram encontrar valor na utilização deste recurso. Na literatura, faltam estudos que coloquem a tomada de decisão a partir dos dados de marketing no centro da estratégia organizacional. Faltam também estudos de marketing, já que muitas pesquisas sobre o tema acabaram ficando restritas à área de TI. Partindo desses princípios, este estudo tem o objetivo de analisar o efeito mediador da capacidade absorptiva na relação entre o uso do *digital marketing analytics* e decisões efetivas de marketing. A capacidade absorptiva define como as empresas aprendem ao absorver o conhecimento externo e integrá-lo às suas rotinas. O *digital marketing analytics* refere-se à geração de conhecimento em ambiente *online* para aprimorar as atividades de marketing. Já decisões efetivas de marketing são aquelas feitas em tempo real, em concordância com os objetivos da organização e as preferências do consumidor. Ao colocar uma capacidade dinâmica como mediadora da relação, este estudo busca contribuir com o entendimento de como as empresas analisam e incorporam as novas informações obtidas por meio do marketing digital e, se isso pode influenciar para que elas tomem decisões mais assertivas na disciplina do marketing, especialmente em um contexto em que, com a crise causada pela pandemia do coronavírus, a maioria das empresas teve que inovar e muitas passaram a aumentar suas atividades digitais. Para isso, foi realizada uma pesquisa quantitativa, na qual, por meio de um levantamento eletrônico (*survey*), foram coletadas 144 respostas válidas de empresas de varejo de diversos setores, com alguma atuação digital (como site ou redes sociais), no Brasil. Os resultados indicam que existe uma influência parcial da capacidade absorptiva na relação entre o *digital marketing analytics* e as decisões efetivas de marketing. Isso significa que decisões que englobam o uso de informações de marketing digital podem ser facilitadas se a organização possuir uma boa capacidade de adquirir, assimilar, transformar e explorar o novo conhecimento adquirido. Este estudo contribui para justificar os investimentos feitos na análise de dados pelas empresas e dá indícios de como elas podem aproveitar melhor as informações provenientes do *analytics*, por meio da capacidade absorptiva, realizando relatórios que contenham um histórico dos aprendizados organizações, buscando tendências e disseminando as novas informações em toda a organização. Isso poderá levar a decisões que estejam em concordância com seus objetivos e que sejam mais assertivas do que as feitas por seus concorrentes. O estudo também contribui com a literatura ao ressaltar a importância do marketing como fonte de conhecimento e ao colocar o uso do *digital marketing analytics* em processos estratégicos, que abrangem a tomada de decisão, e não apenas táticas isoladas como a maioria dos estudos anteriores.

Palavras-chave: Capacidade Absortiva. Decisões Efetivas de Marketing. *Digital Marketing Analytics*. Marketing.

ABSTRACT

The digital transformation has enabled closer contact between companies and their consumers. Now, it is possible to measure customer behavior and obtain more assertive information, not only about what they say, but mainly about what they do, their desires, location, etc. Then, many started to invest in data analysis, however, not all managed to find value in using this resource. In literature, there is a lack of studies that place decision making based on marketing data at the center of organizational strategy. Marketing studies are also lacking, since much research on the topic ended up being restricted to the IT area. Based on these principles, this study aims to analyze the mediating effect of absorptive capacity in the relationship between the use of digital marketing analytics and marketing decision making effectiveness. Absorptive capacity defines how companies learn by absorbing external knowledge and integrating it into their routines. Digital marketing analytics refers to the generation of knowledge in an online environment to improve marketing activities. Effective marketing decisions are those made in real time, in accordance with the organization's objectives and consumer preferences. By placing a dynamic capacity as a mediator of the relationship, this study seeks to contribute to the understanding of how companies analyze and incorporate new information obtained through digital marketing and, if it can influence them to make more assertive decisions in this discipline, especially in a context in which, with the crisis caused by the coronavirus pandemic, most companies had to innovate, and many started to increase their digital activities. To accomplish this goal, a quantitative research was carried out, in which, through an electronic survey, 144 valid responses were collected from retail companies in different sectors, with some digital activity (such as websites or social networks), in Brazil. The results indicates that there is a partial influence of the absorptive capacity in the relationship between digital marketing analytics and marketing decision making effectiveness. This means that decisions that include the use of digital marketing information can be made easier if the organization has a good capacity to acquire, assimilate, transform and explore the new knowledge obtained. This study contributes to justify the investments made in data analysis by companies and gives indications of how they can make better use of information from analytics, through absorptive capacity, making reports that contain a history of learning, seeking trends and disseminating new information across the organization. This can lead to decisions that are in line with the one's goals and that are more assertive than those made by their competitors. The study also contributes to the literature by emphasizing the importance of marketing as a source of knowledge and by placing the use of digital marketing analytics in strategic processes, which cover decision making, and not just isolated tactics like most previous studies.

Keywords: Absorptive Capacity. Marketing Decision Making Effectiveness. Digital Marketing Analytics. Marketing.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – <i>DIGITAL MARKETING ANALYTICS</i>	32
FIGURA 2 - CAPACIDADE ABSORTIVA.....	38
FIGURA 3 - MODELO CONCEITUAL DE PESQUISA.....	43
FIGURA 4 - TESTE DE HIPÓTESES - SIGNIFICÂNCIA DOS CAMINHOS E MODELO ESTRUTURAL.....	98

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - ALFA DE CRONBACH DO TESTE PILOTO	66
TABELA 2 - EXCLUSÃO DE QUESTIONÁRIOS	69
TABELA 3 - DISTRIBUIÇÃO DA AMOSTRA POR REGIÃO.....	81
TABELA 4 - PORTE DAS EMPRESAS.....	81
TABELA 5 - TEMPO DE ATUAÇÃO DAS EMPRESAS E NÚMERO DE FUNCIONÁRIOS.....	82
TABELA 6 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS <i>DIGITAL MARKETING ANALYTICS</i> ..	88
TABELA 7 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS CAPACIDADE ABSORTIVA	89
TABELA 8 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DECISÕES EFETIVAS DE MARKETING.....	90
TABELA 9 - CONFIABILIDADE DAS ESCALAS.....	91
TABELA 10 - <i>OUTER LOADINGS</i> E AVE.....	92
TABELA 11 - VALIDADE DISCRIMINANTE - CRITÉRIO DE FORNELL E LARCKER	95
TABELA 12 - VALIDADE DISCRIMINANTE - <i>CROSS LOADINGS</i>	95
TABELA 13 - R^2 E F^2	101

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - PESQUISAS COM OS PRINCIPAIS CONCEITOS RELACIONADOS AO ANALYTICS	28
GRÁFICO 2 - EVOLUÇÃO ANUAL DO VAREJO NO BRASIL	58
GRÁFICO 3 - VARIAÇÃO DAS VENDAS E RECEITA DO VAREJO EM 2020.....	59
GRÁFICO 4 - PIB, CONSUMO DAS FAMÍLIAS E VAREJO TOTAL ATÉ 2019.....	77
GRÁFICO 5 - O IMPACTO DA PANDEMIA DO CORONAVÍRUS NOS PEQUENOS NEGÓCIOS.....	79
GRÁFICO 6 - FATURAMENTO DO <i>E-COMMERCE</i>	80
GRÁFICO 7 - SETORES DA PESQUISA.....	82
GRÁFICO 8 - CARGO DOS RESPONDENTES	83
GRÁFICO 9 - ESCOLARIDADE DOS ENTREVISTADOS	84
GRÁFICO 10 - COMO O MARKETING É REALIZADO NAS EMPRESAS DA AMOSTRA	84
GRÁFICO 11 - CANAIS DIGITAIS MAIS USADOS PELAS EMPRESAS ENTREVISTADAS	85
GRÁFICO 12 - O CORONAVÍRUS E AS EMPRESAS ENTREVISTADAS.....	86

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 - CONCEITOS DE TOMADA DE DECISÃO	26
QUADRO 2 - POSSIBILIDADES DO <i>BIG DATA</i>	27
QUADRO 3 - RESUMO DOS TERMOS RELACIONADOS À ANÁLISE DE DADOS	28
QUADRO 4 - RELAÇÃO DE ARTIGOS SOBRE CAPACIDADE ABSORTIVA DE 2016 A 2019	40
QUADRO 5 - RESUMO DAS HIPÓTESES DE PESQUISA	53
QUADRO 6 - DEFINIÇÕES CONSTITUTIVAS E OPERACIONAIS DOS CONSTRUTOS	54
QUADRO 7 - DELINEAMENTO DA PESQUISA	55
QUADRO 8 - TIPOS DE VAREJO	58
QUADRO 9 - ITENS DO QUESTIONÁRIO	61
QUADRO 10 - EFEITO MEDIADOR DA CA	99
QUADRO 11 - RESUMO DO TESTE E HIPÓTESES	100
QUADRO 12 - RESUMO DOS PROCEDIMENTOS ESTATÍSTICOS	101

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	PROBLEMA DE PESQUISA.....	13
1.2	OBJETIVOS	15
1.2.1	Objetivo geral	15
1.2.2	Objetivos específicos.....	15
1.3	JUSTIFICATIVAS	16
1.3.1	Justificativas teóricas.....	16
1.3.2	Justificativas práticas.....	18
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	21
2.1	DECISÕES EFETIVAS DE MARKETING	21
2.2	<i>DIGITAL MARKETING ANALYTICS</i>	26
2.3	CAPACIDADE ABSORTIVA.....	35
2.4	CAPACIDADE ABSORTIVA, <i>DIGITAL MARKETING ANALYTICS</i> E DECISÕES EFETIVAS DE MARKETING	43
2.4.1	<i>Digital Marketing Analytics</i> e Decisões Efetivas de Marketing	44
2.4.2	<i>Digital Marketing Analytics</i> e Capacidade Absortiva;	46
2.4.3	Capacidade Absortiva e Decisões Efetivas de Marketing	48
2.4.4	Mediação da Capacidade Absortiva entre o uso do <i>Digital Marketing Analytics</i> e as Decisões Efetivas de Marketing	50
3	METODOLOGIA	53
3.1	HIPÓTESES DE PESQUISA	53
3.2	DEFINIÇÃO DOS TERMOS	54
3.3	DELINEAMENTO DA PESQUISA.....	55
3.4	POPULAÇÃO E AMOSTRA.....	57
3.5	TÉCNICA DE COLETA DE DADOS	60
3.5.1	Instrumento de coleta de dados	60
3.6	TÉCNICA DE ANÁLISE DE DADOS	68
3.6.1	Exame da base de dados.....	68
3.6.2	Teste de Normalidade	70
3.6.3	Estatísticas Descritivas.....	71
3.6.4	Teste do Viés do Método Comum (<i>Common Method Bias</i>)	71
3.6.5	Teste de Confiabilidade das Escalas	72

3.6.6	Avaliação do Modelo de Mensuração.....	73
3.6.7	Teste de hipóteses	74
4	CONTEXTO DO VAREJO NO BRASIL.....	77
4.2	CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA	80
5	APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	87
5.1	ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS	87
5.2	TESTE DO VIÉS DO MÉTODO COMUM (COMMON METHOD BIAS)	91
5.3	CONFIABILIDADE DAS ESCALAS	91
5.4	AVALIAÇÃO DO MODELO DE MENSURAÇÃO	92
5.4.1	Validade Convergente.....	92
5.4.2	Validade Discriminante.....	94
5.5	TESTE DE HIPÓTESES.....	97
5.6	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	103
6	CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	108
6.1	CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS	109
6.2	CONTRIBUIÇÕES PRÁTICAS.....	112
6.3	LIMITAÇÕES DA PESQUISA.....	115
6.4	SUGESTÕES DE ESTUDOS FUTUROS.....	116
	REFERÊNCIAS.....	118
	APÊNDICE A – ESCALA DECISÕES EFETIVAS DE MARKETING	133
	APÊNDICE B – ESCALA <i>DIGITAL MARKETING ANALYTICS</i>	134
	APÊNDICE C – ESCALA CAPACIDADE ABSORTIVA.....	136
	APÊNDICE D – VERSÃO FINAL DO QUESTIONÁRIO.....	138

1 INTRODUÇÃO

O presente trabalho tem como tema central o efeito mediador da capacidade absorptiva na relação entre o uso de dados como fonte de informação (*digital marketing analytics*) e a efetividade da tomada de decisão de marketing.

Atualmente, há uma dicotomia que permeia as organizações: antes, decisões ruins eram tomadas por falta de boas informações. Hoje, muitas decisões não apresentam bons resultados pelo excesso de informação. Existem mais dados disponíveis do que nunca; mas há uma dificuldade, tanto no processamento deles para a geração de conhecimento, quanto na aplicação dos *insights* gerados de forma correta. Ou seja, é preciso aprofundar a compreensão de como eles são transformados em decisões que geram valor para a organização (ELLIS e BROWN 2014; SHARMA, et al., 2014).

Aliás, mesmo que o conhecimento gerado pelos dados seja incorporado pela organização, não há nenhuma garantia de que serão tomadas decisões que possam criar valor. Historicamente, alguns casos exemplificam como *insights* rejeitados por uma organização não só viraram sucesso em outra, mas também demonstram como uma decisão errada pode comprometer uma organização. Como foi o caso da Xerox ao inventar o computador pessoal, mas optar por não investir nele; ou da Kodak, ao desistir das câmeras digitais que depois viraram um sucesso (SHARMA et al., 2014).

Desta forma, este trabalho tem o intuito de analisar não apenas a tomada de decisão de marketing, mas também a sua efetividade, quer dizer, o momento em que um *insight* proveniente dos dados é usado de forma correta pela organização, criando valor. Então, o conceito “decisões efetivas de marketing” se refere às respostas de uma empresa com relação às mudanças observadas no entendimento do comportamento de seus clientes, alinhadas à obtenção de seus objetivos e buscando melhores resultados do que seus concorrentes. O marketing difere de outras disciplinas na organização por considerar o conhecimento interno e o externo a ela (CAO et al., 2015; KOVALA et al, 2017).

A fonte de conhecimento utilizada para guiar tais decisões provém dos dados do marketing digital. Com eles, é possível identificar as preferências dos consumidores de forma confiável (baseado em evidências, e não na intuição) e, assim, reconhecer novas oportunidades de negócio (ABBADY et al., 2019; CHEN et al., 2012). Atualmente, já existem diversos exemplos de profissionais que usam esse

conhecimento para a melhoria de suas atividades, como um gerente de compras que utiliza os dados do trimestre anterior para identificar tendências das preferências dos consumidores no próximo semestre (SUN et al., 2017)

Nesse âmbito, diversos conceitos emergiram para explicar como a visualização dos dados pode conduzir à extração de informações úteis para a organização (DELEN, 2014). Neste trabalho, os dados provenientes para a análise são de marketing. Logo, se referem a um método para adquirir conhecimento sobre o comportamento *online* do consumidor em ambiente digital, considerando o *web analytics* (dados de visitantes de um site), monitoramento de mídias sociais (informações provenientes do boca a boca digital) e automação de marketing (personalização automática de atividades do mix de marketing), sendo chamados, portanto, de *digital marketing analytics* (JÄRVINEN, 2016).

Mas não é suficiente ter os dados, é necessário compreender como as organizações os assimilam e os integram em seus processos. Nesse sentido, este trabalho também emprega o conceito de capacidade absorativa (CA), que foi conceitualizada por Cohen e Levinthal (1990) para descrever como as empresas aprendem, ou seja, como elas absorvem o conhecimento externo e o integram a seus processos e rotinas. Nas palavras dos autores, a capacidade absorativa é "a capacidade de reconhecer o valor de novas informações, assimilá-las e aplicá-las a fins comerciais" (COHEN e LEVINTHAL, 1990, P. 128, tradução minha).

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

Embora alguns estudos já tenham demonstrado que as empresas que utilizam a análise de dados estão tendo resultados melhores do que as que não utilizam (como LaValle et al., 2012; Järvinen, 2016 e Dhami e Thomson, 2012), muitas empresas ainda estão tentando determinar quando e como utilizá-los (WANG et al., 2020). Assim, a falta de entendimento sobre o assunto contribui para a criação de barreiras dentro das organizações (CAO et al., 2015).

Além disso, mesmo que as capacidades dinâmicas tenham sido investigadas em um ambiente orientado a dados, poucos estudos tem como centro da pesquisa o marketing e a capacidade absorativa. A prova disso é que uma análise bibliométrica sobre CA feita por Apriliyanti e Alon (2017), indicou que no campo do marketing estratégico, faltam pesquisas que a relacionam com os processos de criação e

integração de novos conhecimentos na organização, provenientes de diversas fontes, como as digitais.

Ademais, a maioria dos estudos de marketing que considera a análise de dados abrange apenas o nível tático, sendo específicos para alguns setores (por exemplo Ghasemaghaei e Calic, 2019; Xu et.al, 2016; Sun et al., 2017) e sem conexões com estratégias mais abrangentes, o que causa uma desconexão entre as diferentes formas de análise de mercado e a estratégia da empresa. Inclusive, muito se estudou sobre análise de dados na disciplina de TI (por exemplo Basole et al., 2013 e Nieto e Santamaría, 2007) e faltam pesquisas que o relacionem ao marketing (KOVALA et al., 2017).

Faltam também estudos que colocam os tomadores de decisão gerencial no centro, uma vez que a grande maioria das pesquisas acadêmicas (exemplo: Holbrook, 1987; Pinto e Lara, 2008) focou apenas nos consumidores (JOCUMSEN, 2004). Isso é de extrema importância já que as decisões constituem "o coração do campo de estudos do marketing", e a qualidade de seus julgamentos é o fator mais determinante para uma estratégia de sucesso (WIERENGA, 2011, P. 89). Além disso, a maioria das pesquisas não considera a interação entre os tomadores de decisão e os analistas de dados. Por isso, a compreensão da perspectiva real do processo decisório é relevante para o melhor uso dos dados e para apoiar decisões que produzam bons resultados (KOWALCZYK, 2017).

Então, seja pela fragmentação do marketing, ou pela proeminência do excesso de dados em relação à sua qualidade, que dificulta a efetividade da tomada de decisão (GEORGE, HAAS e PENTLAND, 2014), se faz necessário um entendimento maior da literatura sobre o uso dos dados especialmente nesta área. Isso pode contribuir tanto para aprimorar os estudos sobre o assunto, vide a sua importância atual, que parece não estar sendo bem explorada pelos pesquisadores, quanto para que as organizações possam tirar melhor proveito dos dados nas suas rotinas. Logo, este trabalho busca contribuir para ambas as lacunas.

Finalmente, considerando que o varejo (venda de bens e serviços para o consumidor final) tem sido protagonista no desenvolvimento do Brasil, representando dois terços do PIB do país. E, já que as atividades digitais têm aumentado consideravelmente no setor devido ao maior uso de *smartphones* pela população e aos benefícios que o *online* oferece (como redução da equipe de vendedores e estocagem), as lojas de varejo que possuem alguma presença digital (como site ou

redes sociais) constituíram o setor de interesse para a aplicação da pesquisa. Em 2020, com a crise do coronavírus, também foi registrado um incremento das vendas *online* devido às medidas de isolamento social incentivadas pelos órgãos de saúde (SBVC, 2019; NIELSEN e ELO, 2020).

Portanto, a partir das lacunas descritas, como a falta de estudos que coloquem o marketing e o uso de dados em áreas mais estratégicas, ou a necessidade de entender os tomadores de decisão e a falta de entendimento sobre como as empresas podem gerar valor por meio dos dados, propõe-se como problema de pesquisa:

Qual a influência do uso do *digital marketing analytics* em decisões efetivas de marketing mediadas pela capacidade absorativa?

1.2 OBJETIVOS

Para alcançar o entendimento da problemática proposta, propõem-se os seguintes objetivos.

1.2.1 Objetivo geral

Verificar a influência do uso do *digital marketing analytics* em decisões efetivas de marketing mediadas pela capacidade absorativa.

1.2.2 Objetivos específicos

Para ajudar na compreensão no objetivo geral em resposta à questão proposta, também são apresentados alguns objetivos específicos:

- a) verificar a influência do uso do *digital marketing analytics* nas decisões efetivas de marketing;
- b) verificar a influência do *digital marketing analytics* na capacidade absorativa;
- c) verificar a influência da capacidade absorativa nas decisões efetivas de marketing;
- d) verificar o efeito mediador da capacidade absorativa entre o *digital marketing analytics* e as decisões efetivas de marketing.

1.3 JUSTIFICATIVAS

1.3.1 Justificativas teóricas

A cada dois anos, o Marketing Science Institute (MSI) produz um relatório com a colaboração de diversas empresas para definir as prioridades de pesquisa dos próximos anos. O MSI Research Priorities de 2018-2020 coloca estudos que relacionam o *Big Data* (grande quantidade de dados) com a geração de *insights* como uma importante prioridade; já que, mesmo com grande volume de dados, a literatura não explica por que a experiência dos clientes, em sua maioria, não está tendo uma melhoria significativa (MARKETING SCIENCE INSTITUTE, 2018).

Outra prova da importância teórica do tema é que George, Haas e Pentland (2014), em um editorial, buscaram incentivar pesquisas acadêmicas sobre a extração de informações do *Big Data* e seu uso efetivo, uma vez que o uso de dados tem mudado o cenário das políticas e pesquisas sociais e econômicas de forma catastrófica. Como é citado no artigo, um simples *tweet*, por exemplo, pode trazer inúmeros prejuízos para uma organização, que deve saber como lidar com isso em tempo real. Assim, a natureza contínua e onipresente dos dados abre espaço para oportunidades de pesquisa que devem explorar mais as microfundações de estratégias ou comportamentos organizacionais.

Para os autores, como o uso de dados constitui uma ciência nova, ainda há pouca troca entre a teoria e a prática, o que dificulta o desenvolvimento de teses que expliquem o assunto de forma ampla. Portanto, ainda é necessária uma análise mais profunda para a compreensão dos processos de tomada de decisão e a alocação dos recursos para entender como as organizações podem criar valor por meio dos dados (SHARMA et al., 2014)

Desta forma, este estudo busca ampliar o entendimento dos fatores que facilitam a implementação da estratégia de marketing no cenário atual, em que o volume de informação que as organizações dispõem para a tomada de decisão é tão abundante, colocando a capacidade absorptiva como facilitadora desse processo. Isso é importante porque embora possa ser difícil detectar que atividades de marketing estão moldando o comportamento dos consumidores, confiar em suposições não é mais a resposta (NIELSEN, 2020).

Alguns pesquisadores já constataram que decisões racionais podem ser mais efetivas do que as intuitivas e os dados são de grande valia já que podem proporcionar informações confiáveis (Por exemplo Dhami e Thomson, 2012). De forma similar, Wang et al. (2019) evidenciaram que o uso dos dados, de forma isolada, não é suficiente para melhores resultados. Mas, a união dos dados com capacidades analíticas e recursos organizacionais, sim. Porém, os estudos não indicam quais capacidades são necessárias para a melhoria do processo decisório com tais recursos.

Nesse sentido, esse trabalho busca aprimorar o entendimento da literatura, relacionando o uso de dados com as decisões de marketing e trazendo a capacidade absorptiva com um possível elemento de influência entre tal relação, ampliando a compreensão sobre a importância do aprendizado nesse processo. Inclusive, quando Abbady et al. (2009) relataram que existe relação entre as capacidades dinâmicas e a efetividade das decisões, os autores reforçaram a necessidade de compreender quais são essas capacidades e sugeriram desenvolvimentos de pesquisas que consideram a CA nesse cenário.

Desenvolvimentos sobre a CA na literatura também se fazem importantes já que ela explica como outras capacidades dinâmicas podem ser adquiridas, especialmente em mercados em mudança e ambientes turbulentos. Na literatura de TI, ela é colocada como um fator-chave para a obtenção de conhecimento e, conseqüente para a transformação da tecnologia em valor no negócio (APRILIYANTI e ALON, 2017; WANG e BYRD, 2017).

Deste modo, ao investigar o papel mediador da CA entre o uso do DMA e as DEM, este trabalho pode ter resultados positivos. Em primeiro lugar, para aprimorar o desenvolvimento dos estudos sobre o assunto na literatura de marketing, já que além de ser uma ciência nova que carece de entendimentos maiores, tem perdido espaço para desenvolvimentos teóricos do setor de tecnologia (KOVALA et al., 2017).

Em segundo lugar, contribui para a Academia na formação de profissionais que compreendam essas temáticas e possam atuar em conjunto com as organizações. Em terceiro lugar, investigar o efeito mediador da CA poderá trazer uma compreensão mais específica sobre como as empresas aprendem com os dados dos consumidores e traduzem isso em decisões efetivas. Quer dizer, se o aprendizado organizacional é um requisito chave para que gestores possam otimizar suas decisões.

Consequentemente, poderá elucidar o entendimento sobre por que algumas delas não estão conseguindo extrair o máximo potencial dos dados, como sugere o MSI.

Finalmente, a conceitualização dos construtos, bem como a operacionalização das escalas, também contribuem para o avanço na literatura. O aumento no entendimento dos temas e possíveis ajustes no instrumento de mensuração para que novos estudos também possam ser feitos, se fazem bastante relevantes, especialmente no que tange a temáticas mais recentes, como o uso do DMA e as DEM. Destaca-se o primeiro construto, por ter sido adaptado especificamente para o contexto do marketing.

Para Wedel e Kannan (2016), as pesquisas que cruzam os conhecimentos tanto da Academia quanto da prática devem ser aprimoradas. Os pesquisadores podem explorar mais os problemas reais relacionados aos dados e as empresas podem se beneficiar das aulas especializadas desenvolvidas pelas universidades já que é provável que o *Big Data* continue a desafiar tanto acadêmicos, quanto profissionais.

1.3.2 Justificativas práticas

Um *survey* feito pela Bloomberg Businessweek (2011) demonstrou que empresas com um grande faturamento (receita de mais de U\$100 milhões) já fazem o uso de alguma forma de *analytics*. Além disso, LaValle et al. (2011) descobriram que empresas consideradas "*top performers*" apresentam mais do que o dobro de decisões baseadas em uma rigorosa análise de dados do que as "*lower performers*" (empresas com menor desempenho). Como consequência da geração de um grande volume de dados como fonte de informação, surgiu a facilidade de encontrar ferramentas para a visualização deles, como o Google Analytics, IBM Watson Analytics, Adobe Analytics e etc. (JÄRVINEN e KARJALUOTO, 2015).

Porém, outro *survey* realizado pela Adobe (2013) revelou que apenas 29% dos executivos achavam que estavam usando a mensuração dos dados de forma correta para guiar as decisões do seu negócio. Ghasemaghaei e Calic (2019), também revelam que apesar de em 2016 terem sido feitos muitos investimentos em *Big Data*, eles foram gradualmente diminuídos porque as organizações não estavam conseguindo compreender o seu valor. E, de forma geral, o *digital marketing analytics*

não tem sido usado para fins estratégicos e seu real benefício ainda parece não estar claro (JÄRVINEN e KARJALUOTO, 2015).

Além disso, muitas organizações estão apenas terceirizando a análise dos dados sem adotar boas estratégias para integrá-los nos processos internos (QUINN et al., 2016). Então, é importante entender melhor como os gestores de marketing tomam decisões para que seja possível encontrar as principais falhas e projetar sistemas de suporte de gerenciamento de marketing (WIERENGA, 2011). E é nesse âmbito de clareza sobre o uso dos dados para os decisores que essa pesquisa visa contribuir.

Ademais, ao analisar a relação entre o uso de dados do marketing para a obtenção de informação dos consumidores e seu posterior uso em decisões efetivas com mediação da capacidade absorviva, esse estudo visa contribuir com a melhoria da estratégia organizacional. Isso, porque visa identificar a relação do aprendizado em decisões que podem contribuir para que a organização consiga atingir seus objetivos.

Segundo Abbady et al. (2019), as capacidades dinâmicas podem ajudar as organizações a identificar oportunidades e ameaças e implementar respostas mais assertivas ao ambiente. Aliado a isso, empresas que usam o *Big Data* podem tomar decisões mais bem informadas e, assim, melhorar seu desempenho. Porém, para Kowalczyk (2017) o potencial que os dados podem oferecer está inexplorado e sujeito a altas falhas, especialmente porque não estão chegando de forma assertiva aos tomadores de decisão.

Particularmente, para o setor do varejo, a análise de dados para a tomada de decisão pode trazer resultados expressivos e o marketing é uma das áreas que mais pode se beneficiar com predições feitas com este recurso. Nesse sentido, as varejistas podem prever quais mercadorias terão mais vendas, determinar estratégias de preço de acordo com a oferta e demanda, controlar as promoções, monitorar os estoques em tempo real e etc. (HAIR, 2007).

Também, é possível entender o fluxo de clientes e traçar padrões do comportamento do consumidor: se determinado cliente comprou um produto X e depois um Y, outro cliente com um perfil parecido que fez a mesma compra, poderá também gostar do produto Y. Da mesma forma, entender por que um cliente não voltou a comprar um produto, permite inferir o risco de outros clientes repetirem tal

atitude. Portanto, com técnicas e análises de dados avançadas, é possível gerenciar todas as fases do ciclo de vida do cliente (HAIR, 2007).

Em 2020, com a pandemia do coronavírus, saber fazer previsões e compreender a melhor forma de utilizar os dados provenientes do ambiente digital se tornou ainda mais relevante, já que, como consequência das medidas de distanciamento social, o número de consumidores digitais e o ticket médio gasto por eles aumentou. Por conseguinte, o comércio eletrônico bateu recordes de faturamento (R\$ 38,8 bilhões). De outro lado, 44% dos pequenos negócios foram afetados e 90% sofreram quedas no faturamento. A solução adotada por 29% deles foi a de vender *online* (NIELSEN e ELO, 2020; SEBRAE e FGV, 2020).

Nesse contexto, compreender como essas empresas estão aprendendo pode auxiliar a justificar as discrepâncias de resultados obtidos. Enquanto algumas adotaram estratégias reativas, visando apenas a sobrevivência do negócio, outras tiveram que fechar as portas. Mas, um terceiro grupo conseguiu até aprimorar suas atividades e produtos (WANG et al., 2020).

Desse modo, ao compreender o processo pelo qual o conhecimento é adquirido e explorado, os gestores poderão ter uma visão mais clara sobre a forma pela qual devem usar os dados para a melhoria das suas estratégias de marketing. Este estudo também possibilitará ampliar o entendimento de como certas organizações conseguem se destacar sobre outras ao serem capazes de atender às preferências do consumidor no momento em que são identificadas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção será apresentada a revisão teórica dos construtos utilizados neste trabalho (capacidade absorptiva, *digital marketing analytics* e decisões efetivas de marketing) e as relações entre eles, que foram a base para a construção das hipóteses ilustradas no modelo de pesquisa.

2.1 DECISÕES EFETIVAS DE MARKETING

A quantidade de informação disponível na atualidade é imensa. Muito maior do que a análise de marketing tradicional jamais poderia entregar, como as reais preferências do consumidor (não só o que dizem, mas principalmente o que fazem), suas transações, localização, etc. Portanto, se faz necessário um entendimento maior sobre o que deve ser feito com toda essa inteligência. Ou seja, que decisões podem ser tomadas com esses dados para que as ações de marketing sejam mais assertivas dentro da organização (JÄRVINEN, 2016).

Nesse sentido, o processo decisório é a atividade mais importante dentre todas as tarefas do gestor. É um processo complexo que envolve muitos recursos e, ao aprimorá-lo, o desempenho da organização — que é uma medida que indica o resultado da gestão estratégica e reflete a sua eficácia — também será aprimorado. São as decisões estratégicas de uma empresa que apontam a direção e os objetivos dela. Deste modo, este é o processo estratégico que concretiza as ideias, em realidade (VENKATARAMAN e RAMANUJAM, 1985; SHIRINDZA, 2015).

Para Schwenk (2001), o processo de tomada de decisão estratégica é um tipo especial de tomada de decisão, sob incerteza, que envolve a formulação de objetivos, a identificação de problemas, a geração de alternativas e a posterior seleção daquela que melhor responde ao objetivo previamente estabelecido. Nesse sentido, uma das características centrais das decisões estratégicas é a falta de estrutura, que ocorre como consequência da complexidade dos problemas e traz dificuldades para determinar os critérios pelos quais as soluções devem ser julgadas.

Para Shirindza (2015), decisões estratégicas, diferente de decisões rotineiras que são tomadas no dia a dia, moldam a direção da empresa ao alocar recursos e atividades organizacionais importantes. Aliás, a formação e existência das organizações se deve a decisões estratégicas e a falta de compreensão sobre o

assunto ao qual se deseja decidir, apresenta um custo muito alto para a empresa. Um exemplo é o que ocorreu na crise financeira de 2008, que foi resultado de decisões pobres, como alto risco, práticas insustentáveis, baixa remuneração, promoção de uma cultura de interesses próprios e etc.

De forma complementar, Dean e Sharfman (1996) relatam que decisões estratégicas são aquelas que comprometem recursos da organização e criam outras decisões menores. Elbanna (2006) acrescenta também que as decisões estratégicas indicam como a gerência relaciona a organização com o ambiente que está inserida. E, uma vez tomada a decisão, é difícil revertê-la.

Além da complexidade dos problemas, o contexto das transformações digitais traz mais uma dificuldade para os tomadores de decisão: a rapidez com que a informação emerge. Antigamente, era possível conseguir os dados, analisá-los e então criar um modelo que pudesse ser implementado. Atualmente, é preciso uma abordagem mais contínua de análise e implementação, pois tudo muda o tempo todo. Assim, é necessário entender que o mundo e os dados que o descrevem estão sempre em movimento e as organizações capazes de responder a isso de forma rápida possuirão inúmeras vantagens competitivas (DAVENPORT e HARRIS, 2014).

Nesse sentido, a tomada de decisão a partir da informação obtida deve ser efetiva, isto é, deve ser capaz de alcançar os objetivos estabelecidos pela gerência no momento em que ocorre. Neste trabalho, as decisões analisadas são de marketing, e, portanto, relativas ao conhecimento adquirido dentro e fora da organização para a melhoria dos produtos e processos da empresa que envolvem os consumidores, *stakeholders* e o mercado (KOVALA et al., 2017; DEAN e SHARFMAN, 1996).

Dessa forma, Cao, Duan e Li (2015) conceituam decisões efetivas de marketing como aquelas em tempo real, que respondem a mudanças e apresentam um profundo entendimento das preferências do consumidor, sendo mais eficazes que as feitas pelos seus concorrentes. De forma similar, Dean e Sharfman (1996) relatam que decisões efetivas são aquelas que produzem os resultados esperados pela organização, são baseadas em informações precisas que vinculam várias alternativas a esses objetivos e na apreciação e compreensão de restrições ambientais.

Seguindo essa lógica, ter informações verídicas, que reflitam o exato cenário da decisão é imprescindível para que os tomadores de decisão possam ter uma percepção mais precisa das condições situacionais a que estão sujeitos. Por isso, a racionalidade desempenha um papel central em relação à efetividade da decisão, o

que significa buscar o máximo possível de informações detalhadas, que reflitam os possíveis resultados da ação, suas possíveis consequências e restrições ambientais. Essas características vão contra a natureza intuitiva, típica de muitos executivos, que ao lidar com problemas complexos, tendem a construir modelos mentais simplificados (JI e DIMITRATOS, 2013; ABBADY et al., 2019).

Um exemplo prático de decisões efetivas de marketing pode ser observado na loja de conveniência Seven-Eleven, no Japão. Pensando em aumentar os lucros, o CEO, Toshifumi Suzuki, passou a fornecer informações relevantes e racionais que pudessem ser utilizadas pelos vendedores para melhorar seus resultados: todos os dias eram enviados relatórios dos produtos mais vendidos no dia anterior, no ano anterior na mesma data, no último dia em que o clima era semelhante e o que estava sendo vendido em outras lojas, além de proporcionar abastecimento dos estoques três vezes ao dia para que os empregados pudessem manter contato direto com os fornecedores e as comidas mais buscadas sempre estivessem frescas no estoque. As decisões de Suzuki não só ajudaram sua empresa a melhorar o faturamento, mas ela se tornou a varejista mais lucrativa do Japão há mais de 30 anos. Tudo isso, como consequência de sábias decisões que consideravam as preferências do consumidor aliadas à autonomia dos funcionários (ROSS et al., 2013).

Para Sharma et al. (2014), boas decisões, além de corresponderem aos objetivos da organização, possuem um segundo elemento: devem ser bem aceitas pelos subordinados e outras partes interessadas responsáveis por sua execução. Dean e Sharfman (1996) concordam com os autores e dizem que a eficácia de uma decisão depende da qualidade da sua implementação, pois existe uma diferença entre uma decisão ruim e uma boa que não foi bem feita.

Os autores realizaram um modelo em que, além da qualidade da implementação, ressaltam outros fatores que influenciam um processo decisório efetivo: fatores ambientais que estão fora do campo de atuação dos gestores (como o comportamentos dos concorrentes, decisões de órgãos reguladores e desenvolvimento de novas tecnologias), a racionalidade procedural (busca e análise de informações relevantes para a decisão - neste trabalho representada pelo *digital marketing analytics*), e o comportamento político (os indivíduos possuem interesses próprios e podem muitas vezes conduzir suas decisões em prol desses interesses).

Eisenhardt e Zbaracki (1992) complementam o raciocínio e dizem que, como os tomadores de decisão são pessoas, com interesses e objetivos conflitantes e

capacidade cognitiva limitada, a grande maioria das decisões será influenciada por um viés político. Assim, para Elbanna e Child (2007), enquanto a racionalidade, quando associada à decisão, melhora a efetividade; o comportamento político possui uma relação negativa com os resultados organizacionais, quando considerado na tomada de decisão.

Porém, com o Big Data, os gestores podem agora ter em mãos informações mais confiáveis sobre o resultado de suas ações, indo além de meras opiniões e reconhecendo que sua capacidade de prever o resultado de suas decisões é parte de uma racionalidade limitada. Nesse sentido, saber lidar com mudanças externas e internas e estar constantemente pesquisando e explorando novas formas de inteligência e tecnologia de mercado são requisitos para boas decisões (ABBADY et al., 2019).

Para Wang e Byrd (2017), do ponto de vista da literatura do *analytics*, as decisões efetivas de marketing também dependem da velocidade em que ocorrem (o *timing*), quer dizer, como os dados podem ser modificados a cada segundo, é importante saber usá-los no momento correto, senão correm o risco de ficarem obsoletos rapidamente. Nessa lógica, Cao, Duan e Li (2015) conceituam a tomada de decisão orientada a dados (*data driven*) como aquela que se vale do *Big Data* para impulsionar novas ideias que não seriam possíveis sem o uso de dados.

Conforme brevemente comentado, a racionalidade procedural corresponde à coleta e à análise de informações relevantes para a realização da decisão (DEAN e SHARFMAN, 1996). Neste trabalho, essas informações são relativas ao marketing e, por isso, podem ser sobre o conhecimento do consumidor, do mercado, específico da organização ou da rede. Como será explicitado na seguinte seção, tal conhecimento é gerado a partir dos dados e corresponde ao DMA, que analisa informações dos consumidores vindas do monitoramento das mídias sociais, do *web analytics* (o comportamento dos consumidores nos sites) e da automação de marketing.

Um exemplo de decisão efetiva de marketing que considera esses componentes do processo decisório é o de uma loja de roupas que, ao monitorar os comentários de suas redes sociais, percebe uma tendência de compra para um determinado tipo de blusa (racionalidade procedural pela qual a loja consegue conhecimento sobre as preferências dos seus consumidores). Os gestores podem então decidir aumentar a fabricação dessa roupa. Porém, as vendas só serão intensificadas se isso for feito no momento correto (se a decisão for no ano seguinte,

pode ser que existam outras tendências de moda, ou então, se a estação mudar, as vendas podem cair); se o gosto particular do tomador de decisão não interferir nas compras (comportamento político); se os funcionários conseguirem encontrar os tecidos e realizarem a produção no prazo (qualidade da implementação); e se os concorrentes não tiverem uma oferta melhor para o mesmo modelo de vestimenta (fatores ambientais).

Porém, de forma geral, os gestores costumam tomar decisões pouco sábias e isso acaba tendo consequências devastadoras para a empresa. Também é nítido como gestores reagem de diferentes formas, mesmo tendo as mesmas informações em mãos (DEAN e SHARFMAN, 1996). Contudo, são as decisões que indicam o curso que uma firma irá seguir, e por isso, deve-se dar mais atenção à forma como são feitas (EISENHARDT e ZBARACKI, 1992).

A Amazon é um bom exemplo de empresa que tem adotado o *digital marketing analytics* para a melhoria das suas ações de marketing, individualizando sua proposta de valor. Eles dividem seus consumidores em um grande segmento de pessoas que compram produtos *online* e, dentro desse segmento, eles conseguem desenvolver uma proposta individualizada para cada um. Atualmente, eles até traduzem isso em negócios locais, compreendendo onde seus clientes moram, do que gostam e etc. e sempre fazendo boas recomendações de compra individual (QUINN et al., 2016).

De qualquer forma, decisões efetivas de marketing parecem estar intimamente ligadas com a melhoria do desempenho nas organizações, ou seja, com as métricas que indicam o sucesso da empresa ao longo do tempo (ABBADY et al., 2019). E, embora não seja possível afirmar que bons resultados nesses indicadores (como ROI, preço de ações, lucro e etc.) são o objetivo de toda ação de uma empresa, pode-se dizer que representam um aspecto central de sua estratégia (SHIRINDZA, 2015; NYBAKK, 2012; MORGAN, 2011).

Finalmente, o QUADRO 1 apresenta a evolução e um resumo dos conceitos do processo decisório e os autores mais citados quanto a cada construto de acordo com o Google Acadêmico. As diferenças entre os conceitos apresentados ficam mais claras. E, em suma, uma decisão efetiva, dentre outras coisas, deve principalmente responder aos objetivos da organização. Neste trabalho, a fonte de informação para a condução dessas decisões é proveniente dos dados (*data driven*) e correspondem ao marketing, ou seja, ao conhecimento gerado dentro e fora da organização.

QUADRO 1 - CONCEITOS DE TOMADA DE DECISÃO

Conceito	Definição	Autores
Decisões estratégicas	Decisões que moldam a direção da empresa ao alocar recursos e atividades organizacionais importantes.	K.M. Eisenhardt, M.J. Zbaracki (1992); J.W. Dean Jr., M.P. Sharfman (1996); C.W. Kirkwood (1997); C.R. Schwenk (1984); V.M. Papadakis, S Lioukas (1998)
Tomada de decisão <i>data driven</i>	Decisões que desafiam a prática atual e utilizam os dados para impulsionar novas ideias.	F. Provost, T. Fawcett (2013); J.A. Marsh, J.F. Pane, L.S. Hamilton (2006); E. Brynjolfsson, L.M. Hitt, H.H. Kim (2011); J.C. Wayman (2005); E.B. Mandinach (2012).
Tomada de decisão efetiva	Decisões feitas em tempo real, que respondem a mudanças e apresentam um profundo entendimento das preferências do consumidor, sendo mais eficazes que as feitas pelos seus concorrentes.	J.W. Dean Jr., M.P. Sharfman (1996); A.H.V.D. Ven, A.L. Delbecq (1974); R.A. Guzzo, E. Salas, I.L. Goldstein, Guzzo (1995); E. Dane, K.W. Rockmann, M.G. Pratt (2012).
Tomada de decisão efetiva de marketing	Decisões feitas em tempo real, que respondem a mudanças e apresentam um profundo entendimento das preferências do consumidor, sendo mais eficazes que as feitas pelos concorrentes e com resposta aos objetivos de marketing da empresa.	D.W. Vorhies (1998); M.A.A.M. Leenders, B. Wierenga (2012); G.M. Zinkhan (1987); W.E. Souder (1977).

FONTE: a autora (2020).

A próxima seção apresenta de forma detalhada este conceito e esclarece a fonte desses dados digitais.

2.2 DIGITAL MARKETING ANALYTICS

Atualmente, é provável que o Facebook já possua mais dados de fotografias do que todos os pixels processados pela Kodak. De forma similar, é grande a probabilidade de que o número de vídeos lançados na internet diariamente seja maior do que o que havia nos primeiros cinquenta anos de televisão (DAVENPORT e HARRIS, 2014).

Como consequência dessa enorme quantidade de dados, surgiu o termo “*Big Data*”, que se refere ao dado que é grande demais para caber em um único servidor e diverso demais para ser ordenado de forma linear. Porém, apesar da nomenclatura

(que remete principalmente à quantidade), a principal característica do *Big Data* é o fato de ele não ser estruturado, o que acaba dificultando sua análise. Estima-se que apenas 5% dos dados gerados no mundo sejam analisados (DAVENPORT e HARRIS, 2014).

George, Haas e Pentland (2014), complementam essa ideia, relatando que volume não é mais o parâmetro definidor de uma potencial estratégia com o uso de dados. Mas sim, a sua qualidade. Ou seja, só importam aqueles que de fato podem gerar *insights* significativos para a organização.

O QUADRO 2 apresenta algumas possibilidades de apresentação dos dados e, a partir da sua visualização, é fácil compreender como eles podem ser apresentados das mais diversas formas (possuem grande variedade) e por que existe tanta dificuldade em seu processamento:

QUADRO 2 - POSSIBILIDADES DO *BIG DATA*

Estilo do dado	Fonte do dado	Setor Afetado	Função afetada
Grande volume	Online	Serviços financeiros	Marketing
Não estruturado	Vídeo	Saúde	Supply Chain
Fluxo contínuo	Sensor	Manufatura	Gestão de Pessoas
Múltiplos formatos	Genômico	Viagem/transporte	Finanças

FONTE: DAVENPORT e HARRIS (2014, p.11, tradução minha).

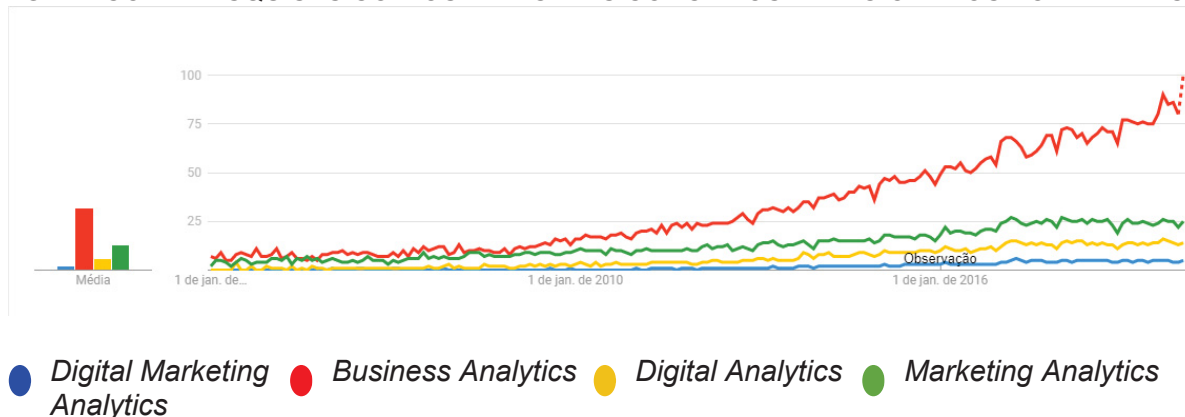
Assim, a literatura traz quatro características fundamentais para entender o conceito de *Big Data*: os chamados 4 V's. Os dois primeiros, conforme já explicitados, são o volume (quantidade) e a variedade dos dados. Além deles há a velocidade (rapidez com que os dados são processados e analisados), e a veracidade, que remete à incerteza, uma vez que os dados podem ser confiáveis ou enganosos, como as *Fake News* (GHASEMAGHAEI e CALIC, 2019).

Devido a essas características e à dificuldade de encontrar material que possa virar informação, o ato de explorar os dados foi ganhando diversos nomes ao longo do tempo: *business intelligence* (BI), *business analytics* (BA), *digital analytics* (DA), *web analytics* (WA), *data mining* e etc.

No GRÁFICO 1, é possível identificar a evolução das pesquisas no Google relativas aos principais desses conceitos. O gráfico foi feito com a ferramenta “*Google Trends*” e apresenta a evolução das buscas no período de 2004 até janeiro de 2020,

a nível mundial, para que seja possível perceber o aumento da relevância do tema nos últimos anos.

GRÁFICO 1 - PESQUISAS COM OS PRINCIPAIS CONCEITOS RELACIONADOS AO ANALYTICS



FONTE: a autora (2020).

De forma complementar, o QUADRO 3 fornece um resumo dos principais conceitos relacionados à análise de dados que serão apresentados nesta seção, juntamente com os autores dos trabalhos mais citados no Google Acadêmico. Na sequência, serão apresentadas as definições detalhadas de cada um dos termos.

QUADRO 3 - RESUMO DOS TERMOS RELACIONADOS À ANÁLISE DE DADOS

(continua)

Conceito	Definição	Autores mais citados
<i>Big Data</i>	Grande quantidade de dados estruturados e não estruturados que são caracterizados por apresentarem 4 características principais: volume, veracidade, variedade e velocidade.	A McAfee, E Brynjolfsson, TH Davenport (2012); H Chen, RHL Chiang, VC Storey (2012); D Boyd, K Crawford (2012); X Wu, X Zhu, GQ Wu, W Ding (2013); M Chen, S Mao, Y Liu (2014).
<i>Analytics</i>	Descrições, prescrições e predições com o uso de dados que podem ajudar na tomada de decisões.	G Siemens, P Long (2011); TH Davenport (2006); P Zikopoulos, C Eaton (2011); A Gandomi, M Haider (2015). H Chen, RHL Chiang, VC Storey (2012).
<i>Business Analytics (BA)</i>	Aplicação das ferramentas, técnicas e princípios do <i>analytics</i> a problemas complexos.	P Trkman, K McCormack, MPV De Oliveira (2010); C Ragsdale (2014); M Hofmann, R Klinkenberg (2016); R Sharma, S Mithas, A Kankanhalli (2014); R Kohavi, NJ Rothleder, E Simoudis (2002).

(conclusão)

Conceito	Definição	Autores mais citados
<i>Web Analytics (WA)</i>	Coleta de dados referentes ao tráfego de sites que são usados para melhorar a experiência dos consumidores nesse meio.	T Elias (2011); A Phippen, L Sheppard, S Furnell (2004); B Gonçalves, JJ Ramasco (2008) A Kaushik (2007); EC Tandoc Jr (2014).
<i>Digital Analytics (DA)</i>	Aquisição de conhecimento sobre os consumidores na internet que, diferente do WA, considera todas as atividades <i>online</i> deles (sites, mídias digitais, e-mail e etc.)	D Chaffey, M Patron (2012); MS El-Nasr, A Drachen, A Canossa (2016); J Järvinen, H Karjaluo (2015); B Williamson (2016); EC Tandoc Jr, RJ Thomas (2015).
<i>Marketing Analytics (MA)</i>	Aquisição de conhecimento sobre o comportamento dos consumidores (<i>online</i> e <i>offline</i>) para a melhoria das atividades de marketing.	M Wedel, PK Kannan (2016); F Germann, GL Lilien, A Rangaswamy (2013); Z Xu, GL Frankwick, E Ramirez (2016); LP Baltes (2015); JF Hair, RP Bush, DJ Ortinau (2008).
<i>Digital Marketing Analytics (DMA)</i>	Geração de conhecimento sobre o comportamento dos consumidores em ambiente <i>online</i> para aprimorar as atividades de marketing.	D Chaffey, M Patron (2012); J Järvinen, H Karjaluo (2015); M Wedel, PK Kannan (2016); PC Verhoef, E Kooge, N Walk (2016); S Erevelles, N Fukawa, L Swayne (2016).

FONTE: a autora (2020).

A palavra "*analytics*" é usada para designar descrições, previsões e prescrições de diversos setores dentro da organização (como financeiro, RH ou marketing), que são feitos com o uso de dados (JÄRVINEN, 2016). A análise descritiva se refere ao que está acontecendo no cenário atual e passado; a preditiva se trata de previsões de tendências (o que irá acontecer, quando e por que); e a prescritiva é relativa ao que deve ser feito, isto é, quais ações devem ser tomadas e por qual motivo (SUN, STRANG e FIRMIN, 2017).

Esses dados são apresentados de diferentes formas e podem ser conseguidos de diversas fontes (SHARMA et al, 2014). Dentre outras coisas, servem para a formulação de decisões bem informadas do negócio. Portanto, pode-se dizer que o *analytics* é um gerador de conhecimento para as organizações e, se bem utilizado, deve trazer impactos positivos no desempenho delas (JÄRVINEN, 2016).

É importante observar que "análise" e "*analytics*" não são sinônimos. No processo de análise, um problema é separado em partes que podem ser examinadas em componentes mais básicos. Posteriormente, com a síntese, as partes podem ser reintegradas no sistema completo. Já o *analytics* envolve uma variedade de métodos e tecnologias para a criação de *insights* que resolvem problemas e promovem

melhores decisões. Embora o *analytics* inclua a parte de análise, ele não significa apenas isso, mas também a síntese e outras tarefas complementares (DELEN, 2014).

A partir desse conceito, surgiram as definições de *business analytics* e *business intelligence*. Embora muitas vezes esses dois conceitos apareçam de forma separada na literatura, é comum que eles se integrem e muitas vezes são usados juntos (BI&A).

Segundo Chen et al. (2012), o termo “*intelligence*” é usado nas pesquisas de Inteligência Artificial desde a década de 50, mas só em 1990 se tornou mais popular nas áreas de TI e dos negócios. Após isso, nos anos 2000, emergiu o termo *business analytics*, para representar um componente-chave e mais analítico dentro da disciplina de BI. Delen (2014) relata que o termo “*business analytics*” está sendo usado para substituir outros termos como “*business intelligence*”, “*data mining*” e “*data discovery*”. Mas, para o autor, o termo BI diz respeito a ações relativas ao uso de dados no tempo presente (simultâneas), enquanto o BA pode ser melhor empregado no tempo futuro, designando prescrições do negócio.

De qualquer forma, o autor conceitua o BA como “a aplicação das ferramentas, técnicas e princípios do *analytics* para problemas complexos”. Melhorar o relacionamento com os consumidores, desde sua aquisição até o pós-compra, evitar transações fraudulentas e otimizar campanhas de marketing são exemplos de como as empresas têm usado o *business analytics* para melhorar o desempenho dos negócios (DELEN, 2014, P.01. Tradução minha).

A evolução do tema pode ser percebida no tipo de dado coletado pelas empresas: primeiro, no BI&A 1.0, os dados eram mais estruturados e armazenados em bancos de dados. A partir do ano 2000, eles passaram a ser desestruturados, provenientes de *cookies*, por exemplo. Eles indicavam o comportamento do consumidor, seus cliques e intenções de compra e eram apresentados em ferramentas como o *Google Analytics*. Porém, atualmente o BI&A 3.0 está emergindo e se tornando a melhor oportunidade para as empresas, pois com o aumento do número de aparelhos móveis, agora também é possível saber a localização do usuário, o que vem provocando profundas transformações no marketing (CHEN et al., 2012).

Outro conceito que surgiu a partir do *analytics* e relativo à análise de dados foi o *web analytics* (WA), cuja concepção remete ao constante aprimoramento dos *websites* a fim de melhorar sua taxa de conversão. Ou seja: consiste na análise de

dados do site, que leva à melhoria da experiência do usuário e, conseqüentemente, ao aumento das vendas e do lucro da organização. O *web analytics* pode ser considerado uma ciência à medida que envolve técnicas estatísticas e mineração de dados, mas também requer muita criatividade do analista ou profissional de marketing para encontrar *insights* práticos em meio a uma grande quantidade de informação (WAISBERG e KAUSHIK, 2009).

De forma mais específica, a antiga Web Analytics Association e atual Digital Analytics Association (2008, p.03, tradução minha) conceitua *web analytics* como “a medição, coleta, análise e relatório de dados da Internet com o objetivo de entender e otimizar o uso da Web”. Portanto, não se trata de uma simples ferramenta para medir o número de visitas de um site, mas sim, uma que auxilia nas pesquisas de mercado e no entendimento do comportamento do consumidor.

De forma similar, Peterson (2004) comenta que apesar das diversas definições encontradas sobre o tema, é importante entender que o objetivo do WA será sempre o mesmo: entender a experiência do consumidor *online* e melhorá-la.

Por exemplo: um analista percebe que determinada página de um site possui uma alta taxa de *bounce rate*, ou seja, os usuários entram em determinada página e logo saem, indicando que ela não está entregando o que o consumidor gostaria de encontrar. Eles percebem que essa página possui palavras de duplo sentido e, ao corrigirem o problema, melhoram a experiência do usuário e o site acaba ficando melhor ranqueado nos motores de busca, facilitando as vendas (WAISBERG e KAUSHIK, 2009).

Estima-se que o *web analytics* seja usado por mais de 60% dos 10 milhões de sites mais populares do mundo. (WEB TECHNOLOGY SURVEYS, 2014). Porém, com o passar do tempo, o termo tem sido substituído por "*digital analytics*", já que a segunda definição inclui também dados vindos das mídias digitais e todas as atividades de marketing *online*, não apenas de um site. Então "*digital analytics*" pode ser definido como o método para aquisição de conhecimento que provém da análise de dados do comportamento *online* dos consumidores e, portanto, o *web analytics* é um subconjunto do *digital analytics* (KOVALA et al., 2017).

Essa definição é mais ampla e abre espaço para todas as atividades de marketing *online*, incluindo também a geração de relatórios, análises, testes e melhorias. Inclusive, em 2012 a própria Web Analytics Association mudou seu nome para Digital Analytics Association e muitas empresas também passaram a abrir o

leque para novas possibilidades, como foi o caso da Dell e da Gatorade que, em 2011, criaram centros de comando de mídia social. (CHAFFEY E PATRON, 2012).

Para Järvinen (2016), o *digital analytics* pode ser considerado sinônimo do *marketing analytics*, pois ambos utilizam a tecnologia da análise de dados para a compreensão do comportamento dos consumidores. A diferença é que o *digital analytics* se concentra principalmente nos dados comportamentais derivados de ações do público na internet — como o que eles dizem nas mídias sociais —, e os dados podem ser usados para decisões em outras áreas na organização, além do marketing. Já no *marketing analytics*, a informação não precisa ser necessariamente de fontes digitais. A opinião de um consumidor em uma loja física, por exemplo, já é um tipo de informação.

Segundo Hauser (2007), o termo “*marketing analytics*” é entendido como o esforço coordenado para entender como os consumidores estão interagindo com a empresa em diferentes pontos de contato (*touchpoints*). Servem não apenas para monitorar, mas para prever tendências, já que esse é um dos objetivos do *analytics*. Para obter esse conhecimento, os analistas devem extrair, analisar, interpretar e apresentar os dados obtidos, para que sejam convertidos em inteligência. Embora o processo não seja novo, sua implementação e as tecnologias utilizadas, são.

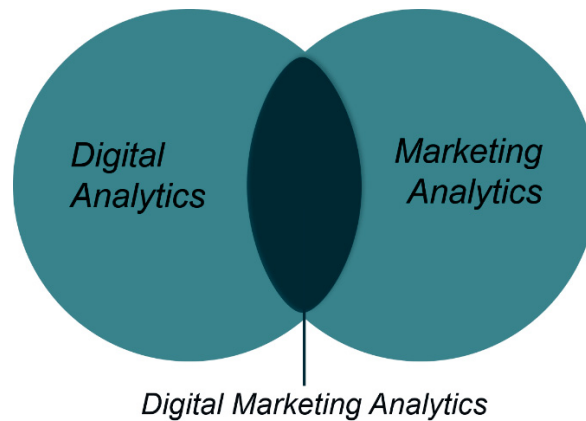
Para Järvinen (2016), as ferramentas de *digital analytics* permitem que as empresas rastreiem o comportamento do consumidor em ambientes digitais e avaliem suas respostas a estímulos de marketing. É possível compreender, por exemplo, como as ferramentas de *analytics* podem ajudar a melhorar sites que possuem uma alta desistência de um carrinho de compra em um *e-commerce*. Assim, os profissionais de marketing podem usar essas ferramentas para medir a efetividade de atividades de marketing, testar táticas para determinado segmento de clientes e então otimizar suas campanhas.

Neste trabalho, o conceito utilizado é o de *digital marketing analytics* (DMA). Ele está representado na FIGURA 1 e remete à geração de conhecimento de marketing, no que tange às preferências do consumidor em ambiente digital, a fim de aprimorar as atividades de marketing da organização.

Nesse processo, os analistas devem focar primeiro em conhecer o consumidor: quem ele é demograficamente e psicologicamente. Depois, os dados precisam qualificar e direcionar o cliente para as ofertas certas. Então, os dados devem registrar o resultado final da compra e os profissionais de marketing devem

compreender que a análise é um processo contínuo, durante todo o ciclo de vida do cliente. Mais do que rastrear eventos, é necessário prever comportamentos futuros (HAUSER, 2007).

FIGURA 1 - *DIGITAL MARKETING ANALYTICS*



FONTE: a autora (2020).

A FIGURA 1 representa o DMA como uma intersecção entre o DA e o MA. Então, apesar de o DMA estar contido tanto no DA quanto no MA, ele compõe apenas uma parte de ambos, e não a sua totalidade. Em outras palavras, como o conhecimento do DMA é proveniente apenas da disciplina do marketing, ele diferencia-se do DA, que pode abranger outras fontes de informação digitais, como conhecimento de recursos humanos, por exemplo. Em segundo lugar, como os dados gerados são provenientes apenas de fontes digitais, o conceito também se diferencia do MA, pois o último considera fontes de marketing *offline*, como as visitas em uma loja física, um anúncio feito em um *outdoor*, revistas, televisão e etc.

De forma mais específica, diferente do DA, no DMA o conhecimento gerado é destinado para as estratégias de marketing, que diferem de outras disciplinas do negócio porque são baseadas no conhecimento adquirido dentro e fora da empresa. E, apesar de a compreensão dos consumidores ser parte importante desse processo, é preciso entender que as mudanças não devem ocorrer apenas porque um cliente precisa delas. Elas precisam estar alinhadas com todas as áreas e objetivos da organização. Por isso, apesar de pertencer a decisões da área, o conhecimento de marketing é interdisciplinar, diverso e impacta toda a organização (KOVALA et al., 2017).

Kumar (2015) concorda com essa ideia e diz que evolução da tecnologia e das mídias trouxe uma maior importância para o marketing dentro da organização. Com o foco não mais na melhoria de produtos, mas sim em consumidores, o marketing pode contribuir mais trazendo conhecimento para outras áreas e exercendo um papel central nas empresas.

Segundo Kovala et al. (2017), o conhecimento de marketing possui quatro dimensões, conforme a descrição abaixo. Juntas, elas formam a base para estratégias de marketing:

- a) conhecimento do consumidor: é o comportamento e as preferências do consumidor. Com ele, a empresa pode direcionar suas atividades de marketing e adaptar a comunicação e as ofertas para atender as necessidades do público;
- b) conhecimento específico da empresa: é o conhecimento que a empresa já possui, manifestado em como emprega seus recursos.
- c) conhecimento de mercado: considera o conhecimento do mercado como um todo e da empresa dentro dele. Com ele, as empresas podem ficar mais a parte do ambiente que estão inseridas e das mudanças que ocorrem nele;
- d) conhecimento da rede em que a organização está inserida: é o conhecimento gerado em conjunto com a rede de parceiros que se relaciona, uma vez que as organizações não podem ser vistas como entidades isoladas.

Esse conhecimento pode ser incorporado à organização de diferentes maneiras. Porém, três delas ganharam atenção considerável nos últimos tempos devido ao seu maior uso e, por isso, serão o foco deste trabalho. Primeiro, o monitoramento de redes sociais, que é a mensuração do que está sendo dito sobre determinada organização nas suas redes como Instagram, Facebook, Twitter, blogs, fóruns e etc. Trata-se do rastreamento do boca-a-boca *online* (*eletronic word of mouth*, ou eWOM) que, diferente do boca a boca tradicional ou face a face (WOM), permite a disseminação de opiniões para uma rede global de usuários. Além deste, há a automação de marketing (otimização do mix de marketing no contexto *online* e pode ser usado para identificar clientes potenciais e entregar conteúdo personalizado) e o

web analytics que, conforme o que foi descrito anteriormente, trata-se da otimização da inspeção do comportamento dos consumidores em sites (JÄRVINEN, 2016).

Finalmente, para Hauser (2007), a partir do maior conhecimento gerado na internet sobre as atitudes e necessidades dos consumidores, o século XXI apresenta o potencial de dados necessário para criar uma comunicação 1:1 com o usuário, que seria a melhor para reter clientes e conseguir novos. Porém, essa também é a pior época para converter todos esses dados em decisões inteligentes. Então, para uma maior compreensão sobre como as organizações aprendem, a próxima sessão traz o conceito da capacidade absorativa.

2.3 CAPACIDADE ABSORTIVA

Segundo a Visão Baseada em Recursos, as empresas obtêm vantagens competitivas por meio da exploração de seus recursos (estoques de ativos tangíveis e intangíveis que permitem que a organização implemente uma estratégia). Com eles, elas podem explorar seus pontos fortes, neutralizar ameaças e responder a oportunidades externas. Para isso, esses recursos devem ser valiosos, raros, imperfeitamente imitáveis e exploráveis pela organização (BARNEY, 1991).

Já a perspectiva teórica das capacidades dinâmicas, elaborada por Teece, Pisano e Shuen (1997) explica os processos pelos quais uma empresa adquire e transforma novos recursos. Assim, uma capacidade dinâmica de uma organização representa a sua aptidão para “integrar, construir e reconfigurar competências internas e externas para lidar com ambientes de rápida mudança” (TEECE, PISANO e SHUEN, 1997, P. 516, tradução minha).

Deste modo, a capacidade absorativa (CA) é uma capacidade dinâmica que faz com que a organização seja capaz de desenvolver outras habilidades por meio do aprendizado organizacional. Um exemplo de habilidade que pode ser desenvolvida é a inovação, ou seja, a capacidade comercial ou industrial de criar algo novo, como um produto, um processo ou um modelo de negócio (ZAHRA e GEORGE, 2002; HUHTALA et al., 2014).

De forma mais específica, a literatura apresenta três definições principais para capacidade absorativa (ZAHRA e GEORGE, 2002). Este trabalho adota a seminal, estabelecida por Cohen e Levinthal (1990) que a conceitua como a forma pela qual uma organização adquire e transforma o conhecimento externo e o integra ao

conhecimento interno nos seus processos e rotinas para apoiar decisões relacionadas ao negócio. Assim, o conhecimento é visto como um processo dinâmico, que permite transformações com impacto positivo nas organizações (KOVALA et al., 2017).

Uma segunda definição foi dada por Mowery e Oxley (1995). Eles conceituam a capacidade absorviva como o resultado de um processo prolongado de investimento e acumulação de conhecimento, que é um componente tácito da organização e requer um conjunto de habilidades necessárias para incorporá-lo nas atividades da empresa. Por fim, Kim (1998), diz que a capacidade absorviva requer aprendizado e produz outras capacidades de resolução de problemas.

De qualquer forma, há um consenso de que a capacidade absorviva está relacionada à capacidade da organização em identificar e gerenciar o conhecimento gerado externamente. Isto é, reconhecer o valor de novas informações, assimilá-las e aplicá-las a fins comerciais. Por isso, é importante compreender a CA como uma capacidade dinâmica, uma vez que é voltada para a mudança organizacional e constitui um processo contínuo (não estático), como são os recursos (ZAHRA e GEORGE, 2002; LIAO et al., 2003).

Kim (1998) coloca a aquisição de conhecimento externo por diferentes fontes como antecedente da capacidade absorviva e a habilidade da empresa de adquirir, assimilar e explorar o conhecimento está relacionada também a conhecimentos menos relevantes comercialmente, como de P&D. É importante ressaltar ainda que, como o conhecimento interno e acumulado também importa, é insuficiente apenas adquirir conhecimento de fontes externas, já que ele deve ser integrado a outras atividades da empresa (COHEN e LEVINTHAL, 1990).

Nesse sentido, o aprendizado é cumulativo. Por exemplo, se uma pessoa possui um domínio sobre álgebra, a probabilidade de ela conseguir resolver problemas complexos de matemática é muito maior. O mesmo acontece com as organizações: o conhecimento prévio que ela possui sobre determinado assunto atua como uma memória e contribui para a integração do conhecimento novo. Então, é mais provável que a capacidade absorviva seja desenvolvida e mantida quando o domínio do conhecimento que a empresa deseja explorar estiver intimamente relacionado a sua base de conhecimento atual (APRILYANTI E ALON, 2017).

Quando formularam o conceito, Cohen e Levinthal (1990) sustentavam que a capacidade absorviva era um subproduto dos esforços de P&D da organização. Porém, em um artigo posterior, eles deram maior ênfase aos aspectos subjacentes do

aprendizado, como a mentalidade organizacional, a experiência de aprendizado anterior, a capacidade dos colaboradores de resolver problemas, etc. Para os autores, a CA possuía três dimensões: identificação do conhecimento externo, assimilação dele ao conhecimento interno e exploração para fins comerciais. Essa definição foi então amplamente estudada e pouco modificada na literatura (por exemplo Arbussà e Coenders, 2007; George et al., 2001; Liao et al., 2003). Porém, em 2002, Zahra e George ofereceram uma reconceitualização da CA, atribuindo mais uma dimensão (CAMISÓN e FORÉS, 2010; FLATTEN et al., 2011).

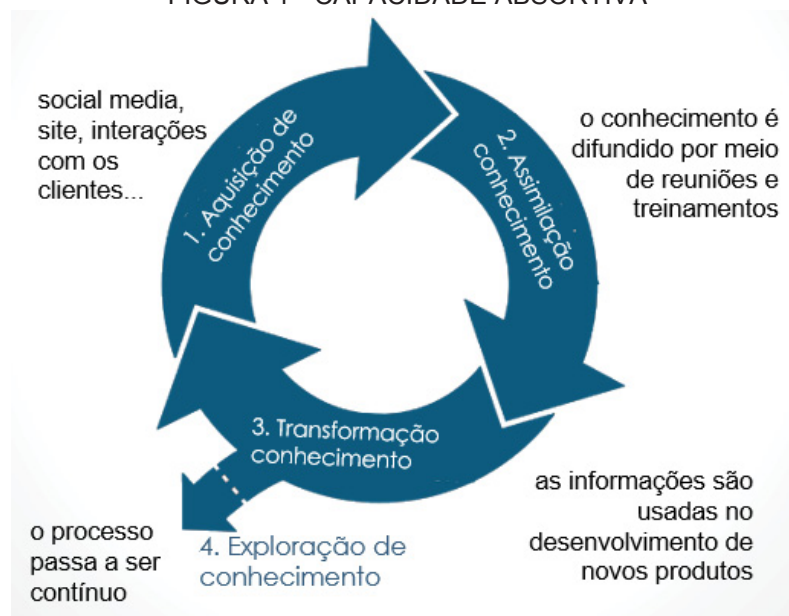
Assim, para Zahra e George (2002), existem quatro capacidades que influenciam a habilidade da empresa de criar e implementar o conhecimento — aquisição, assimilação, transformação e exploração —, conforme as definições abaixo:

- a) aquisição: capacidade da empresa de encontrar conhecimento externo que é crucial para suas operações. A intensidade (quantidade de conhecimento adquirido), a velocidade (rapidez de obtenção), e a direção (fonte do conhecimento adquirido) podem influenciar a aquisição de conhecimento. Quanto mais rápido a empresa é capaz de conseguir, melhor sua habilidade de aquisição, por exemplo.
- b) assimilação: são os processos e rotinas que permitem que a empresa analise e interprete o conhecimento adquirido.
- c) transformação: a habilidade da empresa de desenvolver práticas que integrem e combinem o conhecimento adquirido e o conhecimento interno da organização. Isso pode ser feito ao adicionar, deletar ou simplesmente ao interpretar o conhecimento de uma forma diferente.
- d) exploração: são as rotinas que permitem que a empresa possa refinar, alavancar ou produzir determinadas competências como consequência da aquisição e transformação conhecimento.

A FIGURA 2 ilustra o processo pelo qual a capacidade absorptiva pode ser desenvolvida, compreendendo as quatro dimensões propostas por Zahra e George, por meio da seguinte exemplificação: uma empresa adquire conhecimento por entrevistas, redes sociais e interações com seus clientes (aquisição). Então, esse conhecimento é difundido por meio de rotinas de compartilhamento e treinamentos (assimilação — a empresa começa a entender a informação). Posteriormente, na

formulação de planejamentos estratégicos, os funcionários aproveitam as tendências de mercado aprendidas para o desenvolvimento de novos produtos e processos (transformação — conhecimento externo e interno são integrados). Finalmente, tal fabricante pode explorar ainda mais o conhecimento aplicando as sugestões e ideias dos funcionários de forma contínua nos processos pelos quais a empresa desenvolve seus produtos (exploração — o uso do conhecimento adquirido passa a ocorrer de forma natural). Assim, é criada uma nova competência que oferece vantagens no mercado (ZHANG et al., 2015).

FIGURA 1 - CAPACIDADE ABSORTIVA



FONTE: adaptado de KOVALA et al. (2017).

Essas quatro dimensões fornecem a base para a empresa obter vantagem competitiva, já que organizações diferem em sua capacidade de explorar e gerar conhecimento. Uma crise, por exemplo, pode significar uma oportunidade de aprendizado para uma organização que consegue ter um estímulo para inovar, ou a falência para outra, que não consegue extrair os aprendizados e se adaptar. (KIM, 1998).

Zahra e George (2002) também fazem outra subdivisão do conceito em duas dimensões para compreender como as quatro capacidades se fundamentam umas nas outras em prol da mudança organizacional: a Capacidade Absortiva Potencial (CAP), que engloba as duas primeiras capacidades (adquirir e assimilar conhecimento) e permite que a empresa consiga adquirir conhecimento de forma

rápida, o que pode contribuir para o seu desenvolvimento; e a Capacidade Absortiva Realizada (CAR), que é a capacidade que a empresa tem para aproveitar o conhecimento que foi absorvido. Ela compreende as últimas dimensões (transformar e explorar). Ambas têm papéis separados, mas complementares, necessários para o aprimoramento do desempenho.

Essa subdivisão ajuda a explicar também os antecedentes e resultados da CA na organização. Pois, enquanto a CAP é a principal fonte de inovação para a empresa, por ser responsável por renovar sua base de conhecimento, fornecendo habilidades para que ela possa competir em mercados voláteis; o desenvolvimento da CAR é o que sustenta uma melhoria no desempenho a longo prazo, uma vez que facilita o desenvolvimento de novos produtos ou o aumento de melhorias em processos existentes, convertendo o conhecimento adquirido e transformando-o em vantagem competitiva. É importante ressaltar que a organização precisa desenvolver funções gerenciais diferentes para aproveitar cada uma dessas capacidades. (CAMISÓN e FORÉS, 2010; FLATTEN et al., 2011).

Apriliyantia e Alon (2017) realizaram uma análise bibliométrica de 1990 a 2015 e identificaram cinco correntes de pesquisa em que a capacidade absorativa tem sido estudada:

- 1) aprendizado intraorganizacional: como a empresa pode aprender a partir do conhecimento externo. Por exemplo: em um segmento de intensa competição, a organização precisa aumentar seus esforços para diferenciar-se;
- 2) aprendizagem inter-organizacional: o aprendizado vindo da rede de *network* de uma empresa, ou seja, das alianças que possui com outras organizações;
- 3) transferência de conhecimento: as rotinas da organização no processo de transferência de conhecimento, tanto 'inter' (o conhecimento transferido entre áreas, por exemplo) quanto 'intra' (a transferência de conhecimento entre diferentes organizações) e os fatores que afetam esse processo;
- 4) capacidade dinâmica: a forma com que as organizações se adaptam e se desenvolvem em ambientes turbulentos, criando novas capacidades dinâmicas a partir do conhecimento que adquirem;
- 5) micro-fundações: fatores que influenciam o desenvolvimento da CA. Como atividades da empresa que são determinantes para a capacidade absorativa, o papel dos indivíduos nesse processo, a influência de diferentes tipos de liderança para o desenvolvimento da CA e etc.

Então, a partir da listagem dos *Journals* mais relevantes feita por Apriliyantia e Alon (2017), buscaram-se estudos de 2016 a 2020 (período posterior ao da análise dos autores) que continham o conceito de "capacidade absoritiva", para que a análise de pesquisas relacionadas à CA pudesse ser complementada até a atualidade. Foram identificados 62 artigos com essa temática, como pode ser observado no QUADRO 4.

QUADRO 4 - RELAÇÃO DE ARTIGOS SOBRE CAPACIDADE ABSORTIVA DE 2016 A 2019
(continua)

Corrente	Ano / Quantidade de artigos	Autores
aprendizado intraorganizacional	2016 (7)	Ferreras-Mendez, Fernandez-Mesa e Alegre; Ali, Kan e Sarstedt; Felipe, Roldan e Leal-Rodriguez; Cepeda-Carrion et al.; Hullova, Trott e Simms; Andreou, Louca e Petrou; Molina-Morales, Belso-Martinez e Mas-Verdu.
	2017 (0)	-
	2018 (2)	Moreira, Markus e Laursen Hertenstein e Williamson
	2019 (2)	Appio et al. Mariotti, Mosconi e Piscitello
	2020 (1)	Skilton, Bernardes, Li, Creek
aprendizagem inter- organizacional:	2016 (2)	Lin et al. Peters, Pressey e Johnston
	2017 (4)	Martinez, Zouaghi e Garcia Gerke et al. Li, Cui, e Liu Liu et al.
	2018 (1)	Xie, Wang e Zeng
	2019 (2)	Fredrich, Bouncken e Krau Moon, Mariadoss e Johnson
	2020 (1)	Peng, Turel
transferência de conhecimento	2016 (4)	Ali e Park; Alnuaimi e George; Chen et al.; Hernandez-Perlines, Moreno-Garcia e Yanez-Araque.
	2017 (2)	Liang; Qiu, Liu e Gao.

(conclusão)

Corrente	Ano / Quantidade de artigos	Autores
Transferência de conhecimento	2018 (2)	Grana, Benavides-Espinosa e Roig-Dobon; Mama.
	2019 (2)	Colombelli e Quatraro; Figueiredo e Cohen.
	2020 (2)	Howell Kafourosa, Love, Ganotakis, Konara
capacidade dinâmica	2016 (4)	Lin, Su e Higgins; Najafi-Tavani, Sharifi e Najafi-Tavani; Sears; Swift.
	2017 (2)	Teirlinck; Saemundsson e Candi.
	2018 (2)	Xie, Zou e Qi; Schubert, Baier e Rammer.
	2019 (2)	Kohtamaki, Heimonen e Parida; Nguyen e Diez
	2020 (2)	Pradana ,Pérez-Luño e Blasco D'Angelo, Ganotakis, Love
micro-fundações	2016 (3)	Martinkenaite e Breunig; Rakthin, Calantone e Wang; Hart, Gilstrap e Bolino.
	2017 (3)	Rajalo e Vadi; Garcia-Romero, Escribano e Tribo; Ter Wal, Criscuolo e Salter; Yao e Chang.
	2018 (5)	Prior, Keranen e Koskela; Solis-Molina, Hernandez-Espallardo e Rodriguez- Orejuela; Wang, Zhao e Zhou; Morgan, Obal e Anokhin; Schweisfurth e Raasch.
	2019 (2)	Limaj e Bernroider; Boons e Stam.
	2020 (3)	Müller, Buliga e Voigt Miroshnychenko, Stroblb, Matzler e Massis Dzhengiz e Niesten

FONTE: a autora (2020).

NOTA: no QUADRO, os trabalhos encontrados que são de marketing estão destacados em negrito.

Percebe-se que houve certo equilíbrio nos estudos de CA relacionados às dimensões sugeridas por Apriliyantia e Alon (2017). Porém, apesar da pequena diferença na quantidade de estudos de cada dimensão, a aprendizagem inter-organizacional, que havia sido a temática com mais estudos encontrada pelos autores (oito artigos de 38), foi a que apresentou menos estudos nesta análise mais recente (10 artigos de 62). Em contrapartida, os estudos que falam sobre micro-fundações parecem ter aumentado sua relevância (16 artigos). Isso indica a maior importância que tem sido dada para a estrutura das organizações, o contexto, o papel dos gestores, etc.

Ademais, descobriu-se que além das categorias apontados pelos autores, há uma tendência de estudos que relacionam a capacidade absorptiva com outras duas temáticas: a inovação; e a busca por conhecimento fora da organização, que possa se relacionar com o conhecimento interno. O vazamento de conhecimento também foi um tema recorrente observado nos estudos do período (ex: QIU, LIU e GAO, 2017; LIANG, 2017).

Com relação à disciplina de marketing, foram encontrados dois estudos que a relacionavam com a CA. Eles estão em negrito no QUADRO 4. Najafi-Tavani, Sharifi e Najafi-Tavani (2016) revelam que a capacidade absorptiva funciona como moderador da orientação para o mercado (orientação ligada às práticas de marketing na empresa) e o desempenho de um novo produto. E, portanto, é de extrema importância competitiva para o marketing organizacional. Já Rakthin, Calantone e Wang (2016) comentam que a aquisição de conhecimento influencia positivamente o desempenho da empresa, melhorando a retenção de clientes.

Assim como nesses dois artigos, neste trabalho, o conhecimento analisado é o de marketing, que difere de outros já que considera a base de clientes, bem como suas preferências e comportamentos individuais (KOVALA et al., 2017). Além disso, a corrente de pesquisa sobre a CA que o trabalho contribui é a intraorganizacional, pois busca compreender a influência da aquisição de conhecimento gerado pelos dados (*digital marketing analytics*) para a tomada de decisões efetivas de marketing.

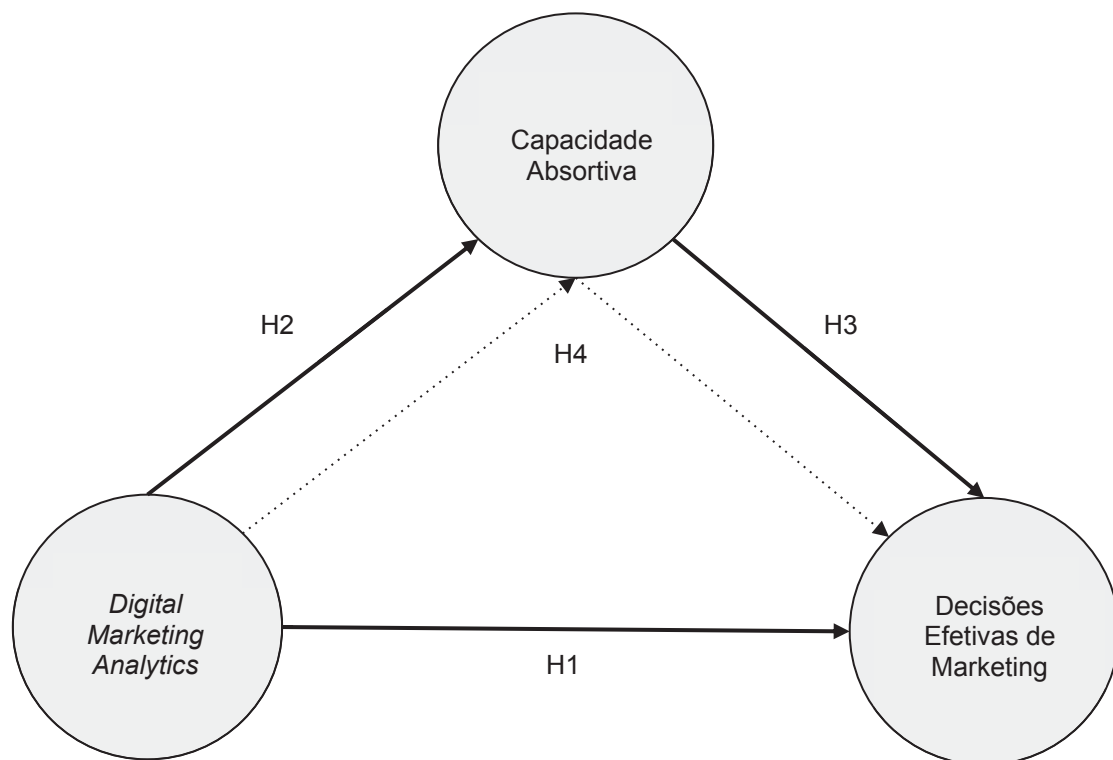
Nesse sentido, é abordado o processo de construção de conhecimento da empresa a partir do que ela capta no ambiente digital (fonte externa), que afeta a forma pela qual ela aprende. Tal conhecimento de marketing é gerado por meio de *digital marketing analytics*, conforme já explicitado na seção 2.2. A próxima seção apresenta de forma detalhada esta relação e também fala sobre como isso pode

influenciar as decisões dentro da organização, incluindo a formulação do modelo de pesquisa e das hipóteses deste trabalho.

2.4 CAPACIDADE ABSORTIVA, *DIGITAL MARKETING ANALYTICS* E DECISÕES EFETIVAS DE MARKETING

Enfim, para responder o problema de pesquisa apresentado e considerando o que foi encontrado na literatura sobre cada um dos temas, este estudo desenvolve um modelo de pesquisa (FIGURA 3) para representar os mecanismos pelos quais os recursos do *digital marketing analytics* (como ferramentas de análise e visualização de dados referentes ao marketing) podem influenciar a eficácia da tomada de decisão de marketing através de um mediador: a capacidade absorptiva.

FIGURA 2 - MODELO CONCEITUAL DE PESQUISA



FONTE: a autora (2020).

As seções seguintes discutirão as construções que estão sendo usadas no modelo e as hipóteses associadas que o norteiam.

2.4.1 *Digital Marketing Analytics* e Decisões Efetivas de Marketing

Parece claro que o uso dos dados pode ajudar as organizações a obter *insights* significativos que resultarão em decisões estratégicas que melhorarão o caminho de uma organização (WANG e BYRD, 2017). Porém, esse processo não é tão simples e alguns estudos apontam que a grande maioria dos gestores não está conseguindo manter suas empresas orientadas para o uso de dados (GHASEMAGHAEI e CALIC, 2019; QUINN et al., 2016).

O McDonald's é um exemplo de empresa que tem conseguido coletar dados dos consumidores para aprimorar a experiência nas lojas. Ao identificar as interações dos clientes e padrões em seus pedidos, eles conseguem adaptar o menu, melhorar seus processos, a disposição arquitetônica das franquias, etc. Essas estratégias têm se mostrado benéficas uma vez que os dados tendem a ser uma fonte de informação bastante confiável. Mesmo assim, o papel dos profissionais nas decisões será muito importante, mas terá um foco diferente: o de ter pensamento crítico e saber avaliar os efeitos positivos, negativos e ambíguos de diferentes manifestações da análise digital para deliberações mais efetivas (EDWARDS e FENWICK, 2016; BROWN et al., 2011).

Assim como o McDonald's, a maioria das empresas pode melhorar significativamente o desempenho de seus negócios simplesmente ao usar os dados para decisões cotidianas, pois eles têm se mostrado mais eficazes do que inferências, já que estas, podem conter diversos vieses de julgamento (ROSS et al., 2013). Dessa forma, fica mais fácil criar vantagens competitivas sustentáveis que podem gerar um desempenho superior ao da concorrência (NARVER e SLATER, 1990).

Um dos maiores benefícios é que decisões baseadas no uso do *digital marketing analytics* podem ser controladas: as empresas podem usar experimentos para testar hipóteses e analisar resultados antes que ações sejam efetivamente tomadas. Esse processo ajuda a distinguir correlação de causalidade, reduz a variabilidade dos resultados e gera atitudes mais assertivas de acordo com os objetivos da organização, ou seja, decisões efetivas de marketing (BROWN et al., 2011).

Inclusive, especialmente na disciplina do marketing, a possibilidade de utilização de dados (facilitada com o advento dos computadores pessoais em 1981), trouxe profundas mudanças. Surgiram formas diferentes de atuação, incluindo

recomendações, delimitação geográfica, redirecionamento e etc. (WEDEL E KANNAN, 2016).

E, pode-se dizer que essa área é propícia para a utilização do *Big Data* devido ao volume e à qualidade de dados disponíveis nas compras pela internet, redes sociais e etc., o que possibilita uma personalização em tempo real das melhores ofertas para os consumidores. Quem consegue usar isso a seu favor, norteando suas decisões, pode ter uma melhora de produtividade de 0,5 a 1%, resultando em um desempenho aprimorado (BROWN et al., 2011).

Outro bom exemplo de empresa orientada a dados para a tomada de decisões de marketing é a IBM. Partindo da dificuldade de fechar novas vendas tanto com clientes existentes quanto com novos, e da problemática de que os profissionais precisavam utilizar múltiplas ferramentas para encontrar oportunidades de negócio, eles passaram a utilizar o OnTARGET, a fim de entender a probabilidade de compra de um *prosumer* com base em transações anteriores com a IBM ou com dados obtidos por terceiros, como receita, número de funcionários da organização, etc. Dessa forma, a ferramenta apresenta uma visão holística do possível cliente para ajudar os vendedores a identificar as melhores oportunidades de negócio em seu território de vendas (LAWRENCE et al., 2007).

Além disso, atualmente, alguns fabricantes já utilizam o DMA para oferecer reparos preventivos em um produto, antes que as falhas atrapalhem as operações dos clientes. Ou até para avaliar as respostas e os sentimentos dos consumidores com relação a uma publicidade e ajustá-la em tempo real, reduzindo drasticamente os custos da campanha (BROWN et al., 2011).

Chen et al. (2012) sugere que o *analytics* pode auxiliar as empresas a compreender melhor o seu negócio e seus clientes. Por isso contribui para o desempenho de uma organização. De forma complementar, LaValle et al. (2011) descobriram que as empresas com melhor desempenho realizam decisões baseadas em análise de dados mais do que o dobro de vezes das que apresentam um menor desempenho.

Ghasemaghaei e Calic (2019), pesquisaram o impacto das características do *Big Data* (4 V's) na geração de *insights* para a organização e descobriram que a coleta de grandes volumes de dados permite que as empresas consigam ter mais qualidade nas suas decisões estratégicas apenas quando investem também nas outras características (veracidade, velocidade e variedade). Ou seja, não basta ter apenas

uma grande quantia de dados, é preciso também selecioná-los e utilizar diferentes fonte em tempo real, para que sejam realizadas decisões efetivas de marketing.

Para Shamim et al. (2018), a gestão do *Big Data* é o principal antecedente do processo decisório e garante a qualidade das decisões. Abbady et al. (2019) corroboram com essa ideia e acrescentam que as empresas que empregam dados, especialmente por serem capazes de realizar previsões, são mais propensas a reduzir o risco das decisões, devem ser mais produtivas e capazes de aumentar sua receita, em comparação a seus concorrentes que não o fazem.

Consequentemente, quando uma organização consegue utilizar os dados para facilitar o processamento de informações, é provável que ela possa obter *insights* não apenas para melhorar a eficiência interna dos negócios, mas também para criar novos produtos para os clientes e obter um melhor desempenho (CAO, DUAN e LI, 2015). Aliás, em ambientes onde a competição é mais acirrada, aqueles que possuem uma grande quantidade de informação em mãos para a tomada de decisão provavelmente se sobressairão (POPOVIČ et al., 2012).

Para Elbanna e Child (2007), decisões que empregam métodos racionais são mais bem-sucedidas do que as que não empregam e o uso da intuição não está associado à efetividade das decisões. Neste trabalho, os dados são a fonte de informação que faz com que a gerência possa analisar e prever os resultados e consequências de suas decisões. Portanto, a primeira hipótese desta dissertação alega que, se a empresa possui dados mais confiáveis do que o julgamento humano a respeito do marketing, é provável que as decisões tomadas na disciplina sejam mais assertivas:

H1: O uso do digital marketing analytics exerce uma influência positiva nas decisões efetivas de marketing.

2.4.2 Digital Marketing Analytics e Capacidade Absortiva;

Para que sejam criados benefícios a partir do DMA, é necessário que as organizações entendam como utilizá-lo da melhor forma, a fim de transformar o conhecimento gerado em vantagem competitiva, e a capacidade absorptiva exerce um papel bastante importante nesse processo de criação de valor (WANG e BYRD, 2017).

Então, é preciso compreender que as empresas aprendem exatamente como os indivíduos ao adquirir, comunicar, interpretar e lembrar do conhecimento. Nas organizações, esse aprendizado aparece nas rotinas, processos e ferramentas que são implementadas. Assim, o aprendizado efetivo sobre os mercados é um processo contínuo e, quanto mais informações confiáveis a empresa obtém, melhor ele pode ser (DAY, 1994).

Segundo Kovala et al. (2017) o aprendizado eficaz de uma organização (aquele que, conforme a teoria da capacidade absorativa, envolve a integração do conhecimento em rotinas), pode ser melhor percebido em mercados turbulentos. Isso porque neles, é nítida a diferença das empresas que conseguem ter sucesso ao compreender o conhecimento de mercado e utilizá-lo de modo inovador para conseguir vantagens competitivas. Atualmente, como o conhecimento de marketing (DMA) é fácil de conseguir e relativamente barato, ele se tornou uma importante arma para a melhoria da estratégia organizacional.

Para Fink, Yogev e Even (2016), a compreensão do valor total do *analytics* requer tanto a integração de conhecimentos gerais sobre os processos de criação de valor dos dados, quanto conhecimentos específicos sobre as necessidades particulares de cada organização. Esta ideia está em concordância com o que apresenta a teoria da CA (seção 2.3), em que Cohen e Levinthal (1990) atestam que o aprendizado é cumulativo, o que significa que quanto mais conhecimento a empresa possui sobre determinado assunto, mais facilmente é capaz de aprender coisas novas sobre ele. E, ao combinar a informação nova com a existente, consegue uma grande vantagem competitiva.

O exemplo a seguir ilustra como o conhecimento gerado pelo DMA pode ser melhor utilizado em organizações capazes de desenvolver a capacidade absorativa: primeiro, na fase de aquisição, a organização obtém conhecimento a partir de recursos internos como seu site e suas mídias sociais. Então, na assimilação, ela realizaria a compreensão ou interpretação do significado desses dados, como que produtos são mais curtidos nas redes ou mais acessados no site.

A partir daí, seria feita a transformação que integraria esse novo conhecimento com o atual, preparando-o para a aplicação (como a organização poderia, dentro de suas rotinas atuais, aumentar a produção do produto com melhor saída, por exemplo). Finalmente, a exploração ilustra o processo de usar o conhecimento integrado para melhorar o desempenho existente da organização e gerar novo valor. Juntas, essas

quatro capacidades refletem a capacidade das organizações de destacar e aplicar novos conhecimentos de marketing, o que é fundamental para seu desempenho (WANG e BYRD, 2017).

Ademais, adquirir conhecimento significa ampliar e aprofundar o entendimento de diversas circunstâncias da decisão, como o cliente, os concorrentes e o mercado, antecipar mudanças e garantir que alternativas ruins sejam eliminadas. É um processo de longo prazo em que não basta descrever a situação atual do mercado. É necessário também compreender como ele reagirá no futuro e, o êxito desse aprendizado depende diretamente das informações descobertas na fase de investigação, nesse caso, por meio do DMA (DAY, 1994).

Além de adquirir o conhecimento, segundo a CA, é necessário integrá-lo na organização. Para Işik, Jones e Sidorova (2013), essa habilidade está intimamente ligada ao sucesso do uso do DMA. As organizações estão usando dados de diversas fontes e formatos, e a qualidade com que um sistema se comunica com o outro entre os diferentes setores da empresa tem se tornado um ponto crítico para gerenciar o desempenho do DMA e garantir resultados confiáveis.

Wang e Byrd (2017) complementam essa visão ressaltando que, já que o conhecimento relacionado às necessidades dos consumidores pode ser adquirido em tempo real, é possível descobrir padrões e realizar associações com o conhecimento já existente na organização, proporcionando uma visão ampla baseada em evidências. Então, ferramentas de interpretação de dados podem gerar informações e conhecimento compartilháveis na organização por diversas áreas por meio de relatórios históricos e resumos executivos, por exemplo, contribuindo para o desenvolvimento da capacidade absorativa.

Por isso, acredita-se que quanto mais informação confiável a organização possua, melhor será sua habilidade de adquirir, assimilar, transformar e explorar esses dados. Assim, a segunda hipótese deste trabalho atesta que existe uma influência positiva entre o uso do DMA e a capacidade absorativa:

H2: Existe uma influência positiva do uso do digital marketing analytics na capacidade absorativa.

2.4.3 Capacidade Absortiva e Decisões Efetivas de Marketing

Quando o conhecimento adquirido se torna parte das rotinas da empresa de forma cada vez mais veloz, ela deverá ter uma capacidade maior de transformá-lo em decisões efetivas de marketing. E, empresas que são mais capazes de processar informações, ou seja, que conseguem capturar, integrar e analisar informações e então usar os *insights* obtidos em decisões no contexto organizacional (em concordância com a CA), tendem a ter um melhor desempenho (CAO, DUAN e LI, 2015)

Segundo Wang e Byrd (2017), para facilitar a qualidade da tomada de decisão, as organizações devem projetar sua estrutura organizacional, mecanismo e processos de negócios e usar a análise de dados para prever resultados e reduzir a incerteza ambiental. Assim, a capacidade de assimilar e transformar o conhecimento faz com que uma empresa tome decisões mais assertivas e rápidas do que seus concorrentes. O processo é muito simples: se a empresa consegue aprender mais sobre o que os consumidores pensam, ela é capaz de inovar com mais facilidade.

Isso é de extrema importância uma vez que o marketing faz parte de um contexto de constante mudança, em que a complexidade do mercado só tem aumentado. Questões como a grande concorrência (incluindo a internacional), as mudanças de comportamento dos consumidores (como a crescente preocupação com questões ambientais ou grupos ativistas, por exemplo), escassez de matérias primas, volatilidade de questões políticas e etc. dificultam a tarefa dos tomadores de decisão da área, que precisam de informações fidedignas em tempo real e nas diversas áreas da empresa, pois uma decisão errada pode custar uma fortuna para a empresa (SHUKLA, 2008).

Um exemplo de como o aprendizado pode auxiliar nas decisões está na criação de um novo produto: se a empresa consegue comercializá-lo e obter feedback dos consumidores de forma mais eficiente que seus concorrentes, é provável que ela obtenha vantagens. Na aquisição do conhecimento, a empresa pode identificar reclamações do protótipo. Então, na parte de assimilação, ela passa a interpretar as diferentes opiniões e integra ao conhecimento já existente, para entender como realizar as principais melhorias da forma mais rápida e solucionar os problemas identificados. Depois, na exploração, o conhecimento integrado é usado para gerar valor e forma contínua, a partir da transformação de dados em percepções que acelerem o processo de tomada de decisão e permitam às organizações responder rapidamente às necessidades dos clientes (WANG e BYRD, 2017).

Além disso, as decisões não podem ser vistas de forma isolada. Elas são influenciadas tanto pelo contexto e cultura da organização, quanto por outras decisões. Diferentes decisões afetam umas às outras e isso ajuda na compreensão de como as organizações se comportam através do tempo. Portanto, considerando-as como um sistema, fica mais fácil perceber como a integração do conhecimento pode auxiliar a formar decisões mais efetivas de marketing (LANGLEY et al., 1995).

Para Abbady et al (2019), as capacidades dinâmicas, de forma geral, estão associadas a decisões mais eficazes. E, à medida que uma empresa envelhece, ela deve lutar contra práticas rígidas tradicionais, que impedem a dinamicidade do ambiente. Por isso, empresas mais jovens geralmente são mais propensas a tomar decisões bem informadas.

Desta forma, a seguinte hipótese deste trabalho sugere que existe uma influência positiva na capacidade da organização de extrair e integrar novas informações com decisões mais efetivas de marketing, ou seja, que são capazes de cumprir os objetivos para os quais foram propostas:

H3: Existe uma influência positiva no uso da capacidade absorviva nas decisões efetivas de marketing.

2.4.4 Mediação da Capacidade Absortiva entre o uso do *Digital Marketing Analytics* e as Decisões Efetivas de Marketing

A forma pela qual os dados são empregados e a qualidade da informação são imprescindíveis para a melhoria dos produtos e processos organizacionais. Assim, a aprendizagem deve incluir a capacidade dos gestores de formular as perguntas certas no momento certo e absorver as respostas que procuram nos processos com outros membros da equipe, a fim de agir de forma decisiva para que as estratégias sejam de antecipação, não de reação ao mercado (DAY, 1994).

Ao fazer com que ocorra uma assimilação e uma transformação do conhecimento, a organização consegue converter o conhecimento tácito em organizacional (APRILIYANTI e ALON, 2017). E, visto que o processo de tomada de decisões efetivas envolve múltiplos indivíduos, integrar o conhecimento com todos é fundamental (SHARMA et al., 2014).

Assim, a transformação de ativos (nesse caso, o uso do DMA) em valor, é facilitada quando a empresa combina o conhecimento adquirido em suas rotinas, aliando-o com seus objetivos através de um processo que combina integração de dados com análises. Por conseguinte, a extração de conhecimento não ocorre no vácuo. “O valor comercial dos ativos de BI depende, portanto, de sua complementaridade e compatibilidade com as rotinas organizacionais orientadas a objetivos, através das quais o aprendizado gera inteligência organizacional” (FINK, YOGEV e Even, 2016, P. 43, tradução minha).

Os recursos do DMA permitem que as empresas transformem os dados de marketing em *insights* sobre o consumidor e então, possam criar valor de marketing (WANG e BYRD, 2017). Porém, manter uma cultura orientada a dados não é uma tarefa fácil e exige uma transformação em toda a organização. O lado bom é que uma vez feita, essa transformação trará melhorias significativas e que provavelmente serão difíceis de serem imitadas pelos concorrentes (ROSS et al., 2013).

Infelizmente, muitas empresas acreditam que a tecnologia por si só irá melhorar os processos e não investem em capacidades organizacionais, na transformação do conhecimento (como a capacidade absorptiva) e na mudança de *mindset* e cultura. Consequentemente, acabam falhando. Isso ocorre em decorrência da rápida ascensão da tecnologia e a falta de profissionais preparados para recebê-la. É preciso observar a tecnologia como um meio e não como um fim (KANE et al., 2015).

Outro fator que pode melhorar a tomada de decisão de marketing é se a organização possuir um conhecimento prévio sobre algo e associá-lo com um novo conhecimento adquirido, como prevê a teoria da capacidade absorptiva. Assim, se a empresa tem conhecimento sobre uma área e decide inovar sua gama de produtos no mesmo setor que já atua, o processo de aquisição de conhecimento por meio do DMA e a combinação dele com o existente fará com que a probabilidade do novo produto ser um sucesso seja bem maior (COHEN e LEVINTHAL, 1990).

Além disso, as informações obtidas pelos responsáveis do marketing digital devem ser disseminadas para que não fiquem desconectadas da estratégia organizacional e possam ser usadas em outros setores, guiando decisões. Se isso não for feito, pode causar discrepâncias e percepções desatualizadas em diferentes áreas na mesma empresa, que deverão gastar mais tempo e recursos em busca das mesmas informações. Por isso, empresas que são mais capazes de assimilar o

conhecimento adquirido, devem conseguir tomar melhores de decisões de marketing (KOVALA et al., 2017).

Para Wang e Byrd (2017), em ambientes turbulentos, essa capacidade de integrar o conhecimento existente com o novo é ainda mais importante para o fluxo de conhecimento e então, para a tomada de decisões efetivas, que deverá ser manifestada no melhor desempenho da organização.

Portanto, baseado nestes estudos anteriores, a terceira hipótese deste trabalho atesta que organizações que possuem um alto nível de capacidade absorptiva são mais capazes de reter o conhecimento e integrá-lo ao conhecimento existente presente nas rotinas e processos da organização. Por isso, esta capacidade intensifica a transformação dos dados em decisões efetivas de marketing e fazem com que as empresas possam responder de forma mais rápida às necessidades dos consumidores.

H4: A capacidade absorptiva exerce um efeito de mediação entre a influência do digital marketing analytics e as decisões efetivas de marketing.

3 METODOLOGIA

Nesta seção, será definida a metodologia utilizada para responder à problemática previamente citada: “há influência no uso do *digital marketing analytics* em decisões efetivas de marketing mediadas pela capacidade absorativa?”.

Assim, serão apresentadas as definições constitutivas e operacionais dos termos; o resumo das hipóteses; a natureza da pesquisa; a descrição da amostra e os instrumentos utilizados na coleta e na análise dos dados.

3.1 HIPÓTESES DE PESQUISA

No QUADRO 5, é possível observar um resumo das hipóteses de pesquisa propostas a fim de responder à problemática do estudo, bem como as principais referências que foram utilizadas como base para a construção de tais suposições.

QUADRO 5 - RESUMO DAS HIPÓTESES DE PESQUISA

Hipóteses	Referências
H1: O uso do <i>digital marketing analytics</i> exerce uma influência positiva nas decisões efetivas de marketing.	Ross et al. (2013) Brown et al. (2011) Wedel e Kannan (2016) Lawrence et al. (2007) Cao, Duan e Li (2015) Chen et al. (2012) Lavalle et al. (2011) Ghasemaghaei e Calic (2019) Popovič et al. (2012)
H2: Existe uma influência positiva no uso do <i>digital marketing analytics</i> na capacidade absorativa.	Wang e Byrd (2017) Day (1994) Kovalá (2017) Fink, Yogev e Even (2016) Cohen e Levinthal (1990)
H3: Existe uma influência positiva no uso da capacidade absorativa nas decisões efetivas de marketing.	Cao, Duan e Li (2015) Wang e Byrd (2017) Shukla (2008) Langley et al. (1995)
H4: A capacidade absorativa exerce um efeito de mediação entre a influência do <i>digital marketing analytics</i> e as decisões efetivas de marketing.	Day (1994) Apriliyanti e Alon (2017) Sharma, Mithas e Kankanhalli (2014) Fink, Yogev e Even (2016) Ross et al. (2013) Kane et al. (2015) Cohen e Levinthal (1990)

FONTE: a autora (2020).

3.2 DEFINIÇÃO DOS TERMOS

A fim de garantir o entendimento dos conceitos utilizados neste estudo, no QUADRO 6, são apresentadas as definições constitutivas e operacionais de cada construto estudado: capacidade absorptiva, *digital marketing analytics* e decisões efetivas de marketing. A definição constitutiva corresponde ao “o que”, ou seja, à construção teórica do construto, em que são utilizadas outras construções para definir um conceito, como ocorrem em um dicionário, que utiliza outras palavras para definir um termo. Já a definição operacional diz respeito a como tal conceito será medido (MATTAR, 2013)

QUADRO 6 - DEFINIÇÕES CONSTITUTIVAS E OPERACIONAIS DOS CONSTRUTOS

CONSTRUTO	DEFINIÇÃO	
Decisões Efetivas de Marketing	Constitutiva	São aquelas feitas em tempo real, que respondem a mudanças e apresentam um profundo entendimento das preferências do consumidor, sendo mais eficazes que as feitas pelos seus concorrentes e com resposta aos objetivos de marketing da empresa (CAO, DUAN e LI, 2015).
	Operacional	Escala: adaptada de Abbady et al. (2019). Medição: formato de escala tipo Likert de 7 pontos sendo “1 = Discordo totalmente” e “7 = Concordo totalmente”.
Digital Marketing Analytics	Constitutiva	Geração de conhecimento sobre o comportamento dos consumidores em ambiente <i>online</i> para aprimorar as atividades de marketing (JÄRVINEN, 2016).
	Operacional	Escala: adaptada de Wang e Byrd (2017). Medição: formato de escala tipo Likert de 7 pontos sendo “1 = Discordo totalmente” e “7 = Concordo totalmente”.
Capacidade Absortiva	Constitutiva	É a forma pela qual uma organização adquire e transforma o conhecimento externo e o integra ao conhecimento interno nos seus processos e rotinas para apoiar decisões relacionadas ao negócio (COHEN e LEVINTHAL, 1990).
	Operacional	Escala: adaptada de Flatten et al. (2011). Medição: formato de escala tipo Likert de 7 pontos sendo “1 = Discordo totalmente” e “7 = Concordo totalmente”.

FONTE: a autora (2020).

3.3 DELINEAMENTO DA PESQUISA

O método de pesquisa deve ser escolhido a partir da definição do problema que se deseja investigar (KERLINGER, 1980). Assim, conforme o exposto no QUADRO 7 e partindo da problemática deste estudo (“há influência no uso do *digital marketing analytics* em decisões efetivas de marketing mediadas pela capacidade absorviva?”), foi realizada uma pesquisa quantitativa, de caráter descritivo e design transversal, com a aplicação da técnica *survey* (levantamento).

QUADRO 7 - DELINEAMENTO DA PESQUISA

Caráter	Abordagem		Coleta de Dados	Corte Temporal
Conclusivo	Quantitativa	Descritiva	<i>Survey</i>	Transversal
Busca verificar a teoria	Explica a relação entre variáveis e permite generalizações	Descrevem a realidade de uma amostra significativa	Questionário estruturado com respostas pré-determinadas	Realizada uma única vez

FONTE: a autora (2020).

A escolha do método quantitativo se justifica uma vez que pesquisas desse tipo geralmente apresentam procedimentos bem estruturados e objetivos definidos, focados na resolução de um problema, em oposição a pesquisas exploratórias, que visam conhecer mais sobre determinado assunto (MATTAR, 2013). Como já existe um desenvolvimento prévio de literatura, é possível formular hipóteses que devem explicar a relação entre as variáveis, já que o objetivo principal é o de verificar a teoria, ao invés de desenvolver uma nova (CRESWELL, 2014).

Além disso, pesquisas quantitativas são mais comumente usadas quando se deseja um caráter mais conclusivo acerca de um tema, já que as amostras costumam ser maiores e o resultado pode oferecer uma recomendação sobre uma linha de ação a ser seguida (MALHOTRA, 2011). Por isso, essas pesquisas oferecem vantagens em termos de confiabilidade e validade. Assim, constituem a base da maioria da coleta de dados na disciplina de marketing (SHUKLA, 2008; RIALP e RIALP, 2006).

O objetivo dos métodos quantitativos é resumir os dados da pesquisa para que conclusões úteis possam ser tiradas. Para isso, busca-se uma variável que possa fornecer um percentual de explicação para os efeitos de outras variáveis. Neste trabalho, busca-se explicar a influência do uso do *digital marketing analytics* nas

decisões efetivas de marketing, mediada pela capacidade absorviva (FRANSES e PAAP, 2001). O efeito de mediação é aquele em que uma terceira variável intervém na relação de outras duas variáveis. Assim, o efeito direto entre elas recebe uma interferência de outra construção (HAIR et al., 2014).

Deste modo, para que ele ocorra, deve haver significância no efeito direto da variável dependente e a independente (DMA e DEM) e, quando é adicionado um mediador (CA), também deve haver significância entre o efeito indireto dessas variáveis. Como já apontado no referencial teórico, estudos prévios indicaram que ter uma grande quantidade de informações nem sempre é suficiente para que a organização possa tomar decisões mais efetivas (ex: Sharma et al., 2014; Järvinen e Karjaluoto, 2014). Então, a inserção da capacidade absorviva como mediador é feita com o objetivo de aumentar o poder de explicação do modelo. (HAIR et al., 2014; BARON e KENNY, 1986)

O efeito mediador é similar ao de um moderador. A segunda situação ocorre quando o moderador muda a força ou a direção de uma relação entre dois construtos. A diferença é que, este não depende da variável preditora (HAIR et al., 2014). Neste trabalho, os dados de marketing fornecem a base necessária para que as organizações possam aprender e, por isso, a relação entre o DMA e a CA é relevante. Consequentemente, optou-se por usá-la como mediadora, e não como moderadora.

As pesquisas descritivas têm como objetivo retratar a realidade como é, a fim de realizar previsões de comportamento dos consumidores ou descrever as características de um grupo, sem o compromisso de explicar por que certos comportamentos ocorrem. Para isso, utiliza-se uma amostra significativa, capaz de identificar a frequência de um evento ou o relacionamento entre as variáveis (MALHOTRA, 2011).

Deste modo, existem duas maneiras de analisar os fenômenos: observar (maneira mais direta e imediata de análise) e perguntar (única forma de descobrir as motivações, crenças e sentimentos por trás das atitudes). No caso das perguntas, o método chama-se levantamento (*survey*). Esse é o mais comum e consiste em um questionário com alternativas fixas em que o respondente (objeto do estudo) deve fazer escolhas entre respostas pré-determinadas (SHUKLA, 2008; VIEIRA, 2002).

A padronização dos questionários é uma característica fundamental nesse tipo de pesquisa, pois ajuda a reduzir a variabilidade das respostas para que elas possam ser analisadas de forma estatística. Consequentemente, esse método apresenta fácil

codificação e análise dos resultados. Desta forma, os dados são primários (originados pelo pesquisador a fim de responder ao problema proposto) e os questionários podem ser respondidos de diversas formas: por correio, *online*, telefone e etc. (CORBETTA, 2003).

O design da pesquisa foi do tipo transversal, que é a maneira mais comum de conduzir pesquisas de marketing e envolve a coleta de dados de qualquer amostra apenas uma vez. Isso significa que o objeto da investigação representa um recorte no tempo, diferente dos estudos longitudinais, em que são feitas diversas pesquisas por um longo período de tempo (SHUKLA, 2008; VIEIRA, 2002).

3.4 POPULAÇÃO E AMOSTRA

Uma população compreende um conjunto de indivíduos com características comuns. Porém, para produzir resultados precisos, não é necessário investigar toda a população. Ao estudar uma parte dela, ou seja, uma amostra, já é possível obter resultados igualmente consistentes. Além disso, a investigação de uma amostra possibilita confiabilidade, facilidade de manipulação dos dados, economia de recursos e tempo (CORBETTA, 2003; MALHOTRA, 2011).

Sendo assim, a população deste estudo são lojas de varejo que possuem um site ou um perfil em alguma mídia digital, como Facebook ou Instagram. Atualmente, existem mais de 4,8 milhões varejistas espalhadas pelo país (EMPRESÔMETRO, 2019), e mais de 1,3 milhões de sites de *e-commerce* (também chamados de comércio eletrônico, referem-se à venda de produtos pela internet), sem contar lojas que vendem pelas redes sociais (BIGDATACORP e PAYPAL, 2020).

O varejo é caracterizado pela venda diretamente ao público final, ou seja, é uma transação entre um CNPJ e um CPF (SBVC, 2020b). Segundo Kotler (2018, p.582), “o varejo inclui todas as atividades relativas à comercialização de bens e serviços diretamente ao consumidor final para uso pessoal e não comercial”. Como a venda é realizada para o consumidor final, além de contribuir para a economia, o varejo apresenta um importante papel no marketing, atuando como elemento de ligação entre os canais de distribuição (LUZZI e GARCIA, 2007).

O varejo pode ser dividido em “com loja” ou “sem loja”, como pode ser percebido no QUADRO 8. Ambas as classificações possuem quatro categorias. Nos

últimos anos, em consequência da ascensão *e-commerce*, a modalidade de varejo sem loja tem crescido muito.

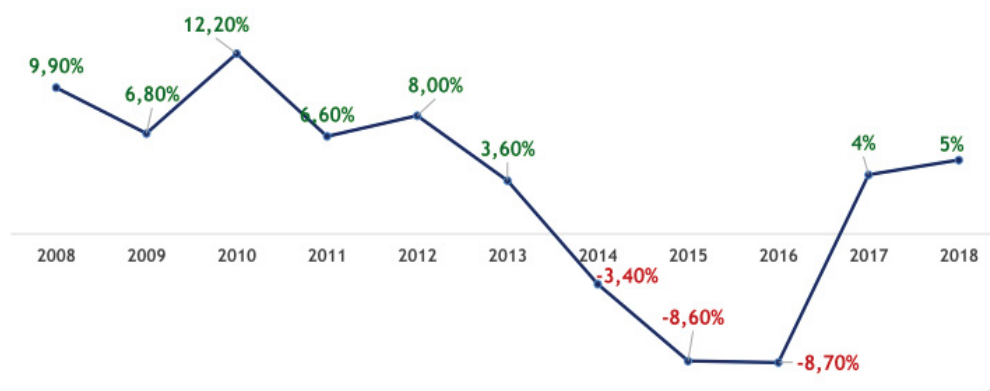
QUADRO 8 - TIPOS DE VAREJO

Varejo com loja		Varejo sem loja	
Classificação	Definição	Classificação	Definição
Autosserviço	Os próprios consumidores conduzem o processo de compra e, por isso, não dependem de vendedores. Os produtos costumam ser mais baratos, como ocorre nas Lojas Americanas;	Venda Direta	Também chamada de marketing de rede, corresponde à venda por catálogo ou porta a porta, como a Avon e Tupperware;
Autoatendimento	O cliente também conduz todo o processo, mas pode pedir ajuda. Ex: totens de pagamento (<i>self-checkout</i>);	Marketing Direto	Venda eletrônica, como na <i>amazon.com</i> ou por telefone;
Serviço Limitado	Grande quantidade de mercadorias e benefícios como crédito e devolução de produtos. Ex: Casas Bahia;	Máquina de Venda Automática	Como as de refrigerante, em que o cliente insere o dinheiro ou cartão e o produto é disponibilizado;
Serviço Completo	As mercadorias costumam ser mais caras, pois há atendentes disponíveis o tempo todo, como na Arezzo.	Serviços de Compra	São feitas para clientes específicos, geralmente com um representante, como de medicamentos.

FONTE: Adaptado de KOTLER, (2018); GARCIA, (2007).

Segundo o relatório “O Papel do Varejo na Economia Brasileira”, da SBVC (2019), o varejo emprega um em cada cinco trabalhadores no Brasil, tem um impacto de dois terços do PIB e a tendência é que nos próximos anos ele continue como um importante setor na economia. O GRÁFICO 2 indica a evolução anual do varejo no país. Os indicadores demonstram a variação do volume de vendas, em comparação com o ano anterior.

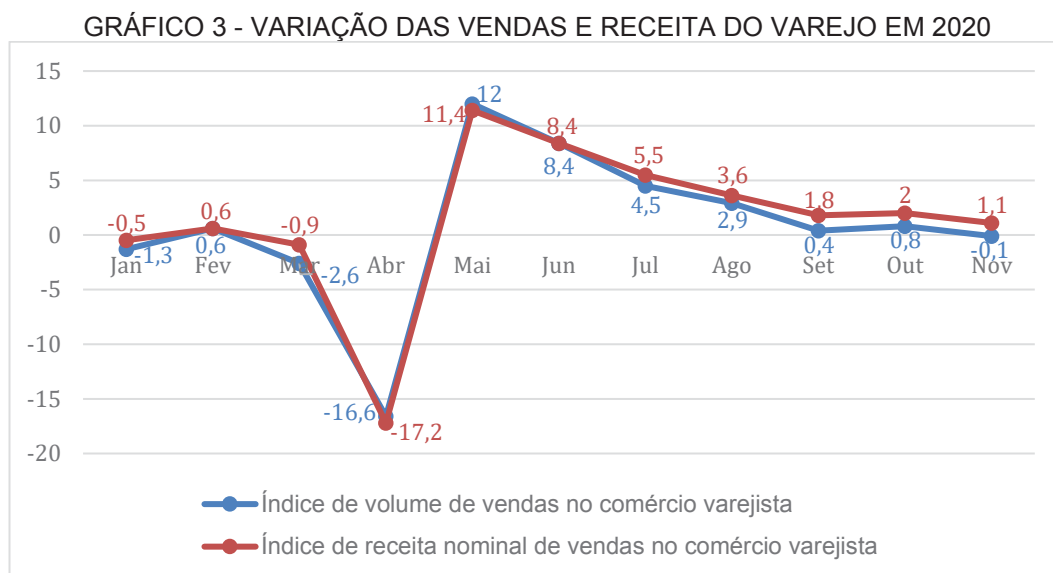
GRÁFICO 2 - EVOLUÇÃO ANUAL DO VAREJO NO BRASIL



FONTE: Sociedade Brasileira de Varejo e Consumo (2019).

No ano de 2020, com a pandemia do coronavírus, o varejo ampliado (que inclui bens de consumo, automóveis e materiais de construção) apresentou 29,1% de queda nas vendas no primeiro trimestre devido às inseguranças econômicas, como desemprego e redução na renda de muitos trabalhadores. A partir de abril, houve uma desaceleração no ritmo de queda e, após um período de melhores resultados, o final do ano voltou a ser marcado pela queda, puxado pela alta dos preços dos alimentos, como consequência do aumento da inflação (SEBRAE e FGV, 2020; IBGE, 2020b).

O GRÁFICO 2, mostra a variação do volume de vendas e da receita nominal do varejo no Brasil durante 2020. Os dados são do IBGE (2020a), e cada mês apresenta a variação percentual com relação ao mês anterior.



FONTE: a autora (2020); IBGEa (2020).

Segundo o relatório Webshoppers, da Nielsen em parceria com a Elo (2020), o Brasil lidera o ranking da América Latina quando o assunto são vendas *online*. A expansão dos *smartphones* e o acesso à banda larga tem contribuído para o aumento dessa tendência, bem como o uso do *Big Data*, que ajuda os lojistas com previsões de comportamentos e mudanças. Moda, acessórios, perfumaria, cosméticos e saúde estão entre as áreas de maior importância no varejo *online*.

Luzzi e Garcia (2007) complementam o raciocínio dizendo que a tendência para o comércio virtual se justifica uma vez que as lojas digitais não possuem limite de estocagem de produtos – como ocorre em ambiente físico –, e sua operação é mais barata, já que não é necessário arcar com custos como aluguel, atendentes e etc.

Com relação ao cenário atual de pandemia, apesar do declínio das vendas do varejo, o *e-commerce* aumentou consideravelmente sua importância. No primeiro semestre de 2020, foram registrados 40% a mais de consumidores em plataformas de *e-commerce* do que no mesmo período de 2019, totalizando 41 milhões. O número de usuários que realizaram sua primeira compra *online* também cresceu 15% de janeiro a março de 2020, incremento que deve estar relacionado com as quarentenas, distanciamentos sociais, falta de estoque de algumas categorias nos pontos de venda e etc. (NEOTRUST, 2020; NIELSEN e ELO 2020).

Então, considerando que este trabalho contempla apenas varejistas que atuam em ambiente *online* (possuem site ou redes sociais), a pandemia não foi um impeditivo para a realização da pesquisa. Para a seleção das varejistas que responderam ao questionário, foi utilizada a técnica não-probabilística, em que a escolha dos indivíduos depende do julgamento do pesquisador, não sendo feita ao acaso (MALHOTRA, 2011).

Com relação ao tamanho da amostra, foram consideradas as premissas necessárias para a análise de dados por meio de modelagem de equação estrutural com mínimos quadrados parciais (PLS-SEM). Assim, segundo Hair et al. (2014), devem ser levados em consideração de cinco a dez respondentes por item do questionário para que os resultados sejam passíveis de generalização, o que resulta em uma amostra com pelo menos 135 participantes, considerando os 27 itens do questionário que serão apresentados a seguir.

3.5 TÉCNICA DE COLETA DE DADOS

Nesta seção, apresentam-se os procedimentos empregados na construção do questionário, que foi o instrumento de coleta de dados. São expostas as escalas utilizadas, os itens que formam os construtos, a validação por acadêmicos e profissionais, e o pré-teste.

3.5.1 Instrumento de coleta de dados

O método de coleta de dados escolhido foi o levantamento, que envolve a elaboração de um questionário estruturado e consiste na tradução das informações que o pesquisador procura na forma de perguntas. Nele, os participantes são

interrogados sobre suas motivações, crenças e atitudes. O fato de ele ser estruturado, ou seja, ter alternativas pré-determinadas (dicotômicas ou múltiplas), contribui para a padronização das respostas (MATTAR, 2013; MALHOTRA, 2011).

Para a resposta do questionário, foi utilizada a escala tipo Likert de 7 pontos, em que os respondentes devem informar o grau de concordância ou discordância sobre as declarações de acordo com sete alternativas pré-estabelecidas em um *continuum*, sendo as extremidades compostas por “concordo totalmente” e “discordo totalmente”. A pontuação total é dada pelo somatório das alternativas escolhidas pelos respondentes (MALHOTRA, 2011; MATTAR, 2013).

Neste trabalho, o questionário foi baseado nos construtos do estudo: capacidade absorptiva, *digital marketing analytics* e decisões efetivas de marketing. Para mensurá-los, buscou-se encontrar escalas existentes na literatura que refletissem o significado de cada um. Por se tratar de um tema novo, algumas adaptações foram necessárias. As dimensões de cada construto e os itens originais das escalas foram resumidos no QUADRO 9.

QUADRO 9 - ITENS DO QUESTIONÁRIO

(continua)

CONSTRUTO	DIMENSÕES	ITENS
Capacidade Absortiva - Flatten et al. (2011).	Aquisição (AQU)	A busca por informações relevantes sobre nosso setor é uma atividade cotidiana em nossa empresa.
		Nossa administração motiva os funcionários a usar fontes de informação em nosso setor.
		Nossa administração espera que os funcionários trabalhem com informações além do nosso setor.
	Assimilação (ASS)	Em nossa empresa, ideias e conceitos são comunicados entre departamentos.
		Nossa gerência enfatiza o suporte entre os departamentos para resolver problemas.
		Em nossa empresa, há um fluxo rápido de informações. Por exemplo: se uma unidade de negócios obtém informações importantes, ela as comunica rapidamente a todas as outras unidades ou departamentos de negócios.
		Nossa administração exige reuniões periódicas entre os departamentos para falar sobre novos desenvolvimentos, problemas e realizações.
	Transformação (TRA)	Nossos funcionários têm a capacidade de estruturar e usar o conhecimento coletado.

(continua)

CONSTRUTO	DIMENSÕES	ITENS
Capacidade Absortiva - Flatten et al. (2011).	Transformação (TRA)	Nossos funcionários estão habituados a absorver novos conhecimentos, bem como para prepará-los para outros fins e para disponibilizá-los.
		Nossos funcionários vinculam com êxito o conhecimento existente a novas ideias.
		Nossos funcionários podem aplicar novos conhecimentos em seu trabalho prático.
	Exploração (EXP)	Nossa gerência apoia o desenvolvimento de protótipos.
		Nossa empresa reconsidera regularmente as tecnologias e as adapta de acordo com novos conhecimentos.
		Nossa empresa tem a capacidade de trabalhar de forma mais eficaz ao adotar novas tecnologias.
Digital Marketing Analytics – Wang e Byrd (2017).	Uso efetivo de ferramentas que agregam os dados (AGR)	Coletar dados de fontes externas de assistência médica e de vários sistemas de saúde em toda a organização.
		Tornar os registros dos pacientes consistentes, visíveis e facilmente acessíveis para análises posteriores.
		Armazenar dados do paciente em bancos de dados apropriados.
	Uso efetivo de ferramentas para fins de análise (ANA)	Identificar ideias e tendências importantes de negócios para melhorar os serviços de saúde.
		Prever padrões de atendimento em resposta às necessidades do paciente.
		Analisar dados em tempo quase real ou real que permitem respostas a eventos clínicos inesperados.
		Analisar dados de mídia social para entender as tendências atuais de uma grande população.
	Uso efetivo de ferramentas de interpretação de dados (INT)	Fornecer relatórios sistêmicos e abrangentes para ajudar a reconhecer oportunidades viáveis de melhoria dos cuidados de saúde.
		Suporte à visualização de dados que permite aos usuários interpretar facilmente os resultados.
		Fornecer informações quase em tempo real ou em tempo real sobre operações e serviços de saúde nos estabelecimentos de saúde e nos sistemas de saúde.
Decisões Efetivas de Marketing (DEM) - Abbady et al. (2019).	-	A qualidade das decisões melhorou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados.
		A velocidade com que analisamos as decisões aumentou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados.
		Temos um entendimento maior de nossos clientes, fornecedores e concorrentes com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados.

FONTE: a autora (2020).

A escala de Flatten et al. (2011) foi a escolhida para a mensuração da capacidade absorptiva, porque, além de representar uma atualização da escala de Jansen et al. (2005), que foi a mais frequente nos estudos da CA desde 1990 apresentados na Seção 1.1, segundo a análise bibliométrica de Apriliyanti e Alon, ela utiliza métricas que capturam cada dimensão do construto (aquisição, assimilação, transformação, exploração), fornecendo uma visão completa sobre cada aspecto. Outras escalas consideram apenas a CA Potencial e a Realizada, sem compreender cada particularidade das diferentes dimensões (ex: Fores e Camison, 2016).

Além disso, é uma escala utilizada em trabalhos recentes e foi feita com base em estudos com grande rigor científico (COSTA, 2018). Ela apresenta 14 itens que conseguem sintetizar o conceito de forma clara a partir de uma construção reflexiva de segunda ordem, com quatro dimensões reflexivas de primeira ordem.

Para medir o uso do *digital marketing analytics* nas empresas, a escala desenvolvida por Wang e Byrd (2017) foi adaptada. Como a utilização de ferramentas de análise de dados (*analytics*) é recente nas empresas, não existem muitas escalas na literatura sobre esse tema (CAO et al. 2015). Então, os autores criaram uma que considera o uso efetivo de ferramentas que compilam, analisam e interpretam os dados. Porém, tal escala foi utilizada apenas no contexto de saúde e considera o *business analytics*. Por isso, foi realizada uma adaptação para adequá-la ao contexto do marketing em lojas de varejo.

Outras escalas foram analisadas, como a de Lai et al. (2018), a de Duan et al. (2020) e a de Cao et al. (2015). Porém, a escala de Wang e Byrd (2017) foi a que melhor traduziu a definição constitutiva do DMA apresentada no referencial teórico. Em primeiro lugar, esta escala busca entender como a empresa utiliza as ferramentas de análise de dados de marketing, com questões que investigam se a empresa identifica tendências e com que frequência analisa as redes sociais para entender o público, por exemplo (diferente de Lai et al., 2018). Em segundo lugar, as questões são compreensíveis também por empresas menores, que não possuem profissionais específicos para analisar os dados (diferente de Duan et al., 2020). Finalmente, ela incorpora o uso, análise e interpretação dos dados (diferente de Cao et al., 2015).

Por fim, para mensurar as decisões efetivas de marketing, a escala utilizada foi adaptada de Abbady et al. (2019). Ela contém três itens que consideram a velocidade, o cumprimento dos objetivos da organização e o aumento do conhecimento relacionado aos consumidores. Tal escala foi aprimorada do trabalho de Wang e Byrd

(2017), com pequenos ajustes de texto, incluindo por exemplo, fornecedores e concorrentes além de clientes, e melhorias nas estratégias da empresa, não apenas em sistemas.

Outros trabalhos foram analisados (ex: Azam et al., 2018; Kowalczyk, 2017; O'connor, 1995; Sainfort e Booske, 2000), mas essa escala foi a preferida porque além de ser bastante recente, considera as particularidades do uso de dados na avaliação da efetividade da decisão e é baseada no trabalho seminal de Dean e Sharfmann (1996). As outras apenas permeavam o conceito e operacionalização do construto utilizado neste trabalho.

Conforme o que foi apresentado no referencial teórico desta pesquisa, as decisões efetivas de marketing devem estar em concordância com os objetivos de marketing da empresa e consideram os consumidores e concorrentes. Portanto, esta escala foi a que melhor refletiu esses aspectos. Outras, que não consideraram a melhoria das estratégias foram excluídas (ex: Cao et al., 2015). Além disso, a amostra do estudo de Abbady et al (2019) foi semelhante à deste trabalho: gerentes de diferentes indústrias.

Considerando os itens de todos os construtos, o total de itens no questionário foi de 27. Para completar o questionário de acordo com a amostra e o contexto do estudo, foram inseridas questões a respeito do perfil dos entrevistados e das suas respectivas empresas. Para garantir a validação do instrumento de pesquisa, foi feita a validação com acadêmicos, profissionais de marketing e o teste piloto, que são descritos com detalhes a seguir.

3.5.1.1. Validação por acadêmicos

Com o intuito de aprimorar a compreensão do questionário, foi realizada uma verificação com 2 professores doutores e 2 acadêmicos, todos fluentes na língua inglesa. Um dos acadêmicos contribuiu com a tradução do questionário, com uma segunda opinião sobre cada uma das sentenças, sem ter acesso à tradução original.

A tradução feita pela autora foi comparada com a tradução do acadêmico para que pudesse ser encontrada a melhor combinação possível. A escala de Flatten et al. (2011) já apresentava tradução no trabalho de Costa (2018). Esta também serviu como comparação para as outras traduções. Além das contribuições na tradução, a validação com acadêmicos contribuiu para a substituição de termos e reformulação

de frases, a fim de se obter um instrumento de pesquisa que pudesse ser respondido com o mínimo de dúvidas possível.

A inclusão de exemplos em cada uma das questões para facilitar a compreensão, foi uma dessas contribuições. Como a inclusão de exemplos sobre o que seriam base de dados, deixando claro que uma simples planilha e Excel, por compilar diversas informações, já pode ser usada para este fim. Além de outros como visualização de dados, atividades de marketing, estratégia e análise de dados, etc.

Alguns termos também foram melhor especificados para que não tivesse confusão na resposta. Foi incluída a definição da palavra “protótipo”, por exemplo.

3.5.1.2 Validação por profissionais

A fim de adequar a linguagem do questionário com a utilizada pela amostra, também foi feita a validação por profissionais. Para isso, foram entrevistados quatro gestores responsáveis pelo marketing de lojas de varejo (dois com conhecimentos básicos e dois com conhecimentos mais avançados de marketing digital). Nenhum apresentou grande dificuldade na compreensão das questões, porém, todos contribuíram para a melhoria do texto utilizado no instrumento de pesquisa.

Em primeiro lugar, constatou-se as que as perguntas de filtro estavam representando impeditivos para a continuidade do questionário pelo respondente, mesmo que ele fosse parte da amostra. Por isso, elas foram retiradas e colocadas no final. As palavras “indústria” e “departamentos” causaram dúvida e, por isso, foram substituídas por “setor de atuação” e “áreas” ou “entre diferentes funcionários”, respectivamente. Foi incluída também uma maior explicação sobre o significado dos termos entre parênteses

A sentença "temos agilidade para analisar os dados ..." originalmente era escrita como "analisamos dados em tempo real ou quase real", mas um dos especialistas indagou o que poderia ser "tempo quase real" e, por isso, a mudança. Assim como na sentença "geramos relatórios estruturados e completos..." outro especialista indagou o que seria um relatório estruturado. Então, a palavra foi removida para evitar qualquer confusão.

Algumas frases, apesar de não terem questionamentos, foram alteradas para que ficassem ainda mais claras. Foi o que ocorreu com a alteração de “analisamos dados das redes sociais para entender as principais tendências de um grande

público”, em que o final foi substituído por “tendências dos consumidores”. O mesmo ocorreu com a sentença “nossos funcionários conectam de maneira bem sucedida o conhecimento existente com o conhecimento adquirido externamente para a geração de novas ideias”, que mudou para “nossos funcionários são capazes de aplicar os novos conhecimentos adquiridos externamente em seu trabalho do dia a dia”.

3.5.1.3 Teste piloto

Para a validação final do questionário, antes da coleta de dados, foi realizado um teste piloto. A pesquisa foi encaminhada para alguns respondentes que correspondem às características da amostra e foi perguntado se tiveram alguma dificuldade. Nenhum reportou nenhuma falta de entendimento das questões. Então, após 30 respostas completas, elas foram analisadas no software SmartPLS 3®.

O Alfa de Cronbach foi analisado para uma compreensão sobre a confiabilidade do instrumento de medida. A Seção 3.6.5. traz em detalhes a definição deste teste. De qualquer modo, de forma simplificada ele avalia se as questões medem o construto que se propuseram a medir. Valores entre 0,70 e 0,90 são considerados satisfatórios (MALHOTRA, 2011). Os resultados são indicados na tabela abaixo.

TABELA 1 - ALFA DE CRONBACH DO TESTE PILOTO

Construto	Nº de indicadores	Alfa de Cronbach
Capacidade Absortiva	15	0,858
Digital Marketing Analytics	11	0,874
Decisões Efetivas de Marketing	3	0,899

FONTE: dados da pesquisa (2020)

Percebe-se que todos os construtos apresentam valores correspondentes aos limites propostos e, por isso, a avaliação inicial é a de que deve existir confiabilidade no instrumento de medida. Com esses bons resultados, a coleta de dados continuou sem alterações no questionário. Os detalhes dos procedimentos metodológicos com a amostra completa são discutidos a seguir

3.5.1.4 Estratégia de coleta de dados

O contato foi feito com os gestores responsáveis pelo marketing em lojas de varejo com alguma atuação *online*. Em algumas lojas, o respondente foi o gestor de

marketing e em outras, menores, o gestor geral, que costuma ser responsável por essa área na organização.

Os dados foram coletados por meio de um levantamento eletrônico. Este método possui todas as vantagens dos métodos *offline* com alguns outros benefícios, como a velocidade de resposta e o baixo custo, além da possibilidade de enviar alertas, caso alguma das respostas não tenha sido completa, diminuindo a probabilidade de *missing values* (SHUKLA, 2008).

O levantamento eletrônico permite ao pesquisador coletar as respostas por *e-mail* ou pela internet. Para essa pesquisa, utilizou-se o segundo caso porque são enviados para um servidor mais seguro e fornecem retorno instantâneo (MALHOTRA, 2011). Ademais, como a amostra compreende empresas que possuem alguma atuação digital e, como entende-se que grande parte dos responsáveis pelo marketing na organização estará em contato com as mídias, os respondentes foram selecionados de forma não-probabilística (conforme já explicitado na seção 3.4) nas seguintes mídias: LinkedIn, Instagram e Facebook.

Aproveitando-se da facilidade do retorno instantâneo do levantamento eletrônico, após a finalização das respostas, os respondentes que deixaram seu *e-mail* (opção facultativa) receberam um diagnóstico sobre o uso de informações digitais na tomada de decisão de marketing da sua empresa. Foram feitas 12 apresentações de diagnósticos contendo um panorama sobre a situação atual da empresa no que diz respeito ao uso dos dados de acordo com as combinações das médias de cada variável. Para que isso fosse possível, o questionário foi transcrito em uma linguagem de marcação de hipertexto (*hypertext markup language* - HTML). Tal interface foi feita com o *framework* Angular, com hospedagem na plataforma Firebase.

Então, o questionário foi encaminhado para empresas de varejo identificadas nas redes sociais. Foram realizados aproximadamente 940 contatos e, ao total, o questionário obteve 281 respostas, totalizando uma taxa de resposta de 29,89%.

No levantamento por internet é necessário também garantir que nenhum participante responderá a pesquisa mais de uma vez e, as ferramentas de desenvolvimento do questionário possibilitaram essa conferência ao identificar o IP do computador do respondente. As perguntas de caracterização da amostra, ao final do questionário, também contribuíram para que isso não ocorresse. A coleta teve início no dia 20/08/2020 e foi finalizada no dia 03/11/2020.

3.6 TÉCNICA DE ANÁLISE DE DADOS

Os dados foram analisados por meio de estatística descritiva, técnicas univariadas (análise de uma variável por vez) e multivariadas (análise da relação entre as variáveis). A primeira, foi utilizada a fim de compreender melhor a amostra, analisando o comportamento dos dados, como a média das respostas. As técnicas univariadas foram utilizadas para compreender melhor a tendência central das variáveis, e as técnicas multivariadas foram empregadas para a verificação de medidas múltiplas sobre os objetos investigados (HAIR et al., 2009; MALHOTRA, 2011).

Para a análise estatística dos dados, a técnica utilizada foi a modelagem de equações estruturais com o software SmartPLS 3® a fim de testar o grau das cargas fatoriais na representatividade dos dados reais (HAIR et al., 2005). Esta técnica é utilizada quando se tem como objetivo analisar o relacionamento entre três ou mais construtos, pois ela consegue estimar as múltiplas e inter-relações de dependência dos conceitos não observáveis (HAIR et al., 2005).

Ela também permite a estimação simultânea de diversas equações de regressão múltipla, por meio da construção de um modelo estrutural (teórico) e da especificação de um modelo de mensuração. O modelo estrutural representa um conjunto de relações de dependência, conectando os diferentes construtos do modelo hipotetizado, já o modelo de mensuração determina as variáveis manifestas relacionadas a cada variável latente (HAIR et al., 2000).

3.6.1 Exame da base de dados

Após a coleta dos dados e antes da análise, é necessário realizar uma purificação. Esse processo inclui a identificação e remoção de questionários que não correspondem à amostra (pessoas que não forem os maiores responsáveis pelas decisões de marketing em varejistas), *missing values* (questionários que não foram completamente preenchidos) e qualquer anomalia nos dados. Inicialmente, essa purificação foi feita de forma visual. Mas, posteriormente, outras irregularidades foram analisadas no software IBM SPSS v.25® (CRESWELL, 2014 e SHUKLA, 2008).

Conforme já explicitado, além da pergunta filtro feita no início do questionário com o objetivo de selecionar empresas que não possuíam atuação digital, foram feitas

algumas perguntas classificatórias ao final do questionário. Assim, respondentes que colocaram que a empresa possuía apenas um funcionário, que não eram os maiores tomadores de decisão de marketing, ou cuja empresa não era uma varejista, foram excluídos, como pode ser percebido na TABELA 2.

TABELA 2 - EXCLUSÃO DE QUESTIONÁRIOS

Critério	Questionários não aceitos	Total aceitos
Total de respostas	-	238
Respostas incompletas	0	238
Baixa variância	0	238
Empresas cujo respondente não era o maior responsável pelo marketing	0	238
Empresas que não eram varejistas	60	178
Empresas com apenas um funcionário	28	150
<i>Outliers</i>	6	144

FONTE: a autora (2020).

Como pode ser observado na tabela, não houveram respostas faltantes nos questionários (*missing values*) que precisassem de exclusão. Também não houveram respostas de baixa variância, ou seja, não foi registrado um padrão de respostas (todas as respostas com um mesmo número, por exemplo) e, por isso, esse também não foi um problema neste trabalho.

Foram excluídas apenas empresas que não se identificavam como varejistas ou que possuíam apenas um funcionário. Com relação ao cargo ocupado pelo respondente dentro da empresa, todos tinham relação com o marketing, sendo ou donos do negócio ou responsáveis pelo setor. Por isso, esse também não foi um motivo para a exclusão de respostas. Deste modo, sem a exclusão dos dados que fogem do padrão (*outliers*), restaram 150 questionários.

Então, após uma análise mais geral dos dados no Excel, passou-se para a análise da distribuição dos dados e *outliers* no software IBM SPSS v.25®. É importante fazer uma avaliação desses dados porque, quando não são

representativos da população, eles podem interferir nos resultados, movendo valores de média, por exemplo, para cima ou para baixo (FIELD, 2009).

Como este trabalho verificou a relação entre variáveis no SmartPLS 3®, os *outliers* também foram verificados com base em uma perspectiva multivariada. Ela é baseada na Distância de Mahalanobis (D^2), que mede a posição de cada variável em comparação com um conjunto de variáveis. As observações que se distanciam de tal ponto comum, ou seja, possuem valores elevados de D^2 , são consideradas atípicas, já que se afastam da distribuição geral de observações (HAIR et al., 2000).

Esta é uma das aplicações mais simples e efetivas para a identificação de *outliers* em um conjunto de dados multivariados e, para tal, é feita uma regressão linear em que todas as variáveis do modelo são consideradas independentes e são comparadas com uma nova variável dependente aleatória. Então é calculada a probabilidade de uma distribuição chi-quadrada para cada caso, considerando níveis de significância conservadores. Ou seja, é recomendado que valores inferiores a 0,001 ou 0,05 sejam retirados. Seguindo este critério, foram excluídas seis respostas por apresentarem níveis de significância inferiores a 0,001. Deste modo, a amostra final resultou em 144 questionários válidos (HAIR et al., 2000, OLIVEIRA; MUNITA; HAZENFRATZ, 2010).

3.6.2 Teste de Normalidade

Então, com a amostra final, foram realizados os testes de normalidade, que indicam se a maioria das respostas estará próxima da média. Para tanto, foram realizados os testes de Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov. As estatísticas de assimetria e curtose também foram analisadas. É importante realizar ambos os testes porque cada um possui uma particularidade. A assimetria e curtose fornecem a normalidade dos dados de forma visual e, por isso, fornecem uma análise subjetiva, dependendo da interpretação do pesquisador. Os testes de Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov são bastante sensíveis e pequenos desvios de normalidade já indicam valores significativos (FIELD, 2009).

Assim, a curtose representa um achatamento ou alongamento do gráfico com relação à distribuição normal dos dados (horizontal). Já a assimetria indica se há um desvio vertical dos valores ou se eles são distribuídos de forma proporcional com relação ao centro (simétricos). Para uma assimetria e curtose de dados normais, são

dados valores zero. Se os valores divergirem entre +1 e -1 os dados são considerados não-normais (HAIR et al., 2000).

No teste de Shapiro-Wilk, a hipótese nula corresponde à existência de normalidade entre os dados e, para esta verificação, é necessário considerar um nível de significância de 5%. Deste modo, os valores maiores que 0,05 aceitam a hipótese nula, ou seja, seguem uma distribuição normal. (SCUDINO, 2008).

É pertinente ressaltar que a análise multivariada com o uso do software SmartPLS 3® não exige a normalidade dos dados, mas é importante realizar a análise para verificar se há uma distribuição extrema das respostas (HAIR et al., 2000).

3.6.3 Estatísticas Descritivas

Após a análise de normalidade, foi feita uma análise descritiva dos dados, para uma compreensão mais ampla sobre o comportamento de cada variável, que possibilitará a realização de outros testes estatísticos, como o teste de hipóteses. Para essa verificação também foi utilizado o software IBM SPSS v.25® e foram analisados os valores mínimos e máximos de cada indicador para a identificação do intervalo em que as respostas se encontram.

Foram analisados: (i) a média, que é a soma dos valores de uma medida dividido pela quantia de valores existentes; representando, portanto, a concentração das respostas. Essa medida é útil para as regressões das variáveis, que explica a variação dos parâmetros; (ii) o desvio padrão, que corresponde à variação dos valores com relação à média e que ajuda a entender quão bem a média representa os dados; (iii) a variância, que indica quanto os indivíduos se aproximam da média e possibilitará outros cálculos, como o de multicolinearidade, análise fatorial, covariância e etc; (iv) o coeficiente de dispersão, que indica o percentual que o desvio padrão configura a média (FREUND, 2006).

3.6.4 Teste do Viés do Método Comum (*Common Method Bias*)

O viés aponta se a relação dos construtos possui uma explicação alternativa, que não é aquela descrita nas hipóteses, mas por algum problema com o instrumento de mensuração. A taxa de vieses costuma ser menor em estudos de marketing do que em outras disciplinas, como educação. Porém, por essa pesquisa ser do tipo

transversal e ter sido realizada em apenas um momento do tempo, com apenas um respondente da empresa, há o risco de viés (HAIR et al., 2014).

Deste modo, foi realizado o teste de *Harman's single-factor*. Por meio de uma análise fatorial exploratória, sem rotação ou indução dos fatores, é analisado se um único fator é capaz de explicar a maioria da variância do modelo. Se essa explicação corresponder a mais de 50% das variáveis, então há um viés do método comum, pois não deve existir o predomínio de um único fator para a explicação de todas as variáveis medidas. Mesmo que este teste seja o mais utilizado para a avaliação deste revés, é importante ressaltar que ele serve apenas para indica-lo, e não tem a intenção de corrigi-lo.

O instrumento de coleta de dados já apresentou algumas técnicas para a diminuição do viés, como o fato de ter sido feito em blocos, para a separação dos diferentes construtos; a própria validação com especialistas e acadêmicos, que visou melhorar a compreensão do questionário, com a inserção de exemplos; o fato de o questionário ter sido feito em uma escala Likert de 7 pontos e de terem sido adicionados rótulos nas extremidades da escala (concordo totalmente e discordo totalmente). Além disso, a não aplicação de escala invertida; e preservação do anonimato dos respondentes, para que eles pudessem responder o que de fato ocorria, sem se preocupar com alguma divulgação dos dados (PODSAKOFF et al. 2003).

3.6.5 Teste de Confiabilidade das Escalas

A análise da consistência interna é necessária para analisar se o instrumento de medida pode ser considerado confiável. Sem tal análise, é impossível diferenciar se os erros são sistemáticos (como um problema no instrumento de pesquisa) ou aleatórios (que existem dependendo das condições da pesquisa e os pesquisadores têm menos controle). Ela é feita por meio do Alfa de Cronbach (Alfa) e pela Confiabilidade Composta (MALHOTRA, 2011; CRESWELL, 2014; HAIR et al., 2000).

O primeiro é baseado em intercorrelações das variáveis e mede a validade interna e a consistência do construto, apontando se todos os indicadores são confiáveis, ou seja, se cada item da escala mede o construto que foi proposto a medir. É diferente de validade, pois não se relaciona com o que deveria ser medido, mas com a forma como é medido (HAIR et al, 2000).

Apesar de ser o teste mais utilizado, o cálculo do Alfa parte do princípio de que todos os itens são confiáveis, sendo sensível ao número de itens da escala. Questionários muito longos podem aumentar o valor de Alfa, sem que isso signifique um aumento de consistência interna, por exemplo (HAIR et al., 2000; FIELD, 2009).

Por isso, foi feito também o teste de confiabilidade composta. Diferente do anterior, esse teste prioriza as variáveis de acordo com as suas confiabilidades. Isto é, mede a confiabilidade do modelo ajustando cada item da escala de acordo com o seu carregamento (HAIR et al., 2013).

Os valores do Alfa acima de 0,60 e 0,70 são considerados adequados em pesquisas exploratórias, mas em pesquisas com um desenvolvimento prévio de literatura, é mais recomendado utilizar o intervalo de 0,70 e 0,90, valores também recomendados para a confiabilidade composta. Acima de 0,95, significa que todas as variáveis indicadoras estão medindo o mesmo fenômeno. O cálculo foi feito no software SmartPLS 3® (HAIR et al., 2013).

3.6.6 Avaliação do Modelo de Mensuração

De acordo com as escalas já existentes na literatura e utilizadas neste trabalho, os três construtos analisados são reflexivos. Isso quer dizer que as variáveis latentes (DMA, CA, DEM) são refletidas, ou seja, causam os itens mensurados no questionário (no modelo, as flechas vão das variáveis latentes para as observáveis). Para avaliar a confiabilidade deste tipo de modelo fatorial, é necessário analisar a consistência interna (Alfa de Cronbach e Confiabilidade Composta - ver Seção 3.6.5), a validade convergente e a validade discriminante (HAIR et al, 2013).

A validade convergente corresponde à relação de uma medida com medidas alternativas do mesmo construto e verifica o quanto cada variável explica o construto que se propôs a medir. Ela é verificada analisando-se os *outer loadings* e a AVE. Os valores dos *outer loadings* devem ser acima de 0,7, pois o construto deve explicar pelo menos 50% da variância de cada indicador (o quadrado de 0,7 é igual a 0,50), sendo que indicadores com valores abaixo de 0,4 devem ser excluídos. Como nas pesquisas de ciências sociais é frequente carregamentos inferiores a 0,70, é preciso analisar com cautela valores entre 0,7 e 0,4 (HAIR et al., 2013; RINGLE et al., 2014).

A partir da média dos quadrados dos *outer loadings*, calcula-se a Variância Média Extraída (AVE). Seguindo o mesmo raciocínio, este indicador analisa o quanto

as variáveis se correlacionam com seus respectivos construtos. Para tal, as cargas fatoriais (correlação entre as variáveis e os construtos/fatores) são elevadas ao quadrado e, quando o valor é superior a 0,50 ($AVE > 0,50$), admite-se um resultado satisfatório, pois entende-se que o construto explica mais da metade da variância de seus indicadores. Um valor da AVE menor do que 0,50 indicaria que há mais erro na explicação do indicador do que a variância explicada pelo construto (HAIR et al., 2013).

Já a validade discriminante é entendida como um indicador de que os construtos ou variáveis latentes são independentes um dos outros, isto é, apontam se a relação dos itens com suas variáveis latentes não é explicada por outros construtos. Portanto, é um indicador da validade externa (não entre os atributos, mas entre diferentes construtos). Para esta análise utilizou-se o critério de Fornell e Larcker (1981), em que as raízes quadradas dos valores das AVEs de cada construto são comparadas com as correlações entre os construtos. Deste modo, o valor das raízes deve ser maior do que o das correlações (HAIR et al., 2013).

Outro critério para analisar a validade discriminante é por meio dos *cross loadings* (análise de carregamentos cruzados), em que a carga externa de um indicador com relação à sua variável (*outer loading*) deve ser maior do que a carga externa dos outros indicadores. Quer dizer, um construto deve compartilhar mais variância com seus indicadores do que com os indicadores de outros construtos (HAIR et al., 2013).

3.6.7 Teste de hipóteses

Com a garantia da validade discriminante, pode-se passar para a análise do modelo. As equações estruturais permitem encontrar erros no modelo ao fazer várias regressões ao mesmo tempo. A modelagens de equações estruturais baseada em variância (VB-SEM) ou em modelos de estimação de ajuste de mínimos quadrados parciais (*Partial Least Square* - PLS) é a mais indicada quando os dados não são normais, que é o caso deste trabalho.

Diferente das modelagens de equações estruturais baseadas em covariância (CB-SEM), na anterior, são realizadas regressões lineares entre os construtos (modelos estruturais) após o cálculo das correlações entre tais construtos e suas

respectivas variáveis. Já na CB-SEM, são realizadas diversas regressões lineares ao mesmo tempo (RINGLE et al., 2014).

As regressões lineares indicam como os dados coletados explicam uma variável, ou o quanto de uma variável pode explicar um construto. Então, é preciso analisar se há significância em tais relações ($p \leq 0,05$). Para isso, é utilizada a técnica de *bootstrapping* (reamostragem) que compara diferentes subamostras do mesmo modelo para analisar quão próximas elas estão da média. Neste trabalho, conforme o recomendado por Hair et al. (2013) foram utilizadas 5.000 subamostras.

Os valores de significância dos coeficientes são indicados pelo teste T e aceita-se valores acima de 1,96 com 95% de confiança, permitindo rejeitar ou não a hipótese nula (se rejeitar, é significativo). Também serão analisados os coeficientes de regressão ou coeficientes beta, pois permitem comparar o efeito de cada variável independente sobre a dependente. Eles podem variar de -1 a 1, sendo que valores próximos de 1 sugerem uma forte correlação positiva entre as variáveis, valores próximos de 0 indicam que não há correlação e, se forem próximos de -1 a correlação é negativa (HAIR et al., 2000).

Antes, porém, foi realizado o teste para avaliar a colinearidade do modelo, que indica a correlação entre duas ou mais variáveis independentes (neste trabalho DMA e CA). Isso ocorre quando há uma variância compartilhada entre as variáveis e a consequência é que é difícil avaliar a contribuição única de cada variável independente. Então, por mais que o modelo de regressão apresente um bom ajuste e, em conjunto expliquem a variável dependente, elas podem não contribuir individualmente para o modelo (HO, 2006).

Para tanto, as pontuações dadas aos construtos das variáveis dependentes (escores) são analisados, estabelecendo se há erro. Este teste é realizado no SPSS v.25® e considera a TOL (tolerância) e o VIF (*Variance Inflation Factor*). A TOL remete à quando da variável dependente (DEM) não é explicada pelas outras variáveis (DMA e CA) e a VIF é o inverso da tolerância, sendo calculada por $VIF=1/TOL$. Ela é "o indicador do efeito que as outras variáveis independentes têm sobre o erro padrão de um coeficiente de regressão" (HAIR et al., 2013; p.151). Assim, aponta a severidade da colinearidade.

Pelo cálculo ser o inverso, a colinearidade é percebida em valores menores de TOL (abaixo de 0,2) e valores maiores de VIF (acima de 5). Se não for significativo

então a variável não tem relação com o construto e pode ser excluída (HO, 2006; HAIR et al., 2013).

Para a verificação do efeito mediador da capacidade absorviva utilizaram-se os critérios de Baron e Kenny (1986). Como previamente exposto, o efeito mediador é aquele que interfere no efeito diretos de duas outras variáveis. Então, para Baron e Kenny (1986), existem três pressupostos para ocorrer a mediação: (i) deve haver significância na relação entre a variável independente e a mediadora (ii) variações na variável mediadora devem impactar a variável dependente, ou seja, também deve haver significância nesta relação (iii) quando os caminhos mencionados anteriormente são controlados, a relação entre a variável independente e a dependente (caminho direto) deve ser reduzida ou até anulada, nos casos em que a mediação é total.

O próximo passo será avaliar o R^2 , que indica o grau em que uma variável dependente é explicada por outra variável, isto é, a força da correlação do modelo de mensuração. Se ele indicar 2% o efeito é considerado pequeno, 13% médio e 26%, grande. Finalmente, será feito também o teste do tamanho do efeito (f^2).

O f^2 avalia quanto um construto ajuda na construção do modelo, avaliando a mudança de R^2 caso algum dos indicadores não esteja mais presente. É importante analisa-lo, pois enquanto o valor de p aponta a existência do efeito, o f^2 indica sua grandeza. Para isso, são feitos cálculos considerando e desconsiderando cada variável independente, a fim de compreender a relevância de cada uma de forma individual e poder compará-las. Para tanto, valores de 0,02 indicam que um construto é fraco, 0,15 médio e 0,35 forte (RINGLE et al., 2014).

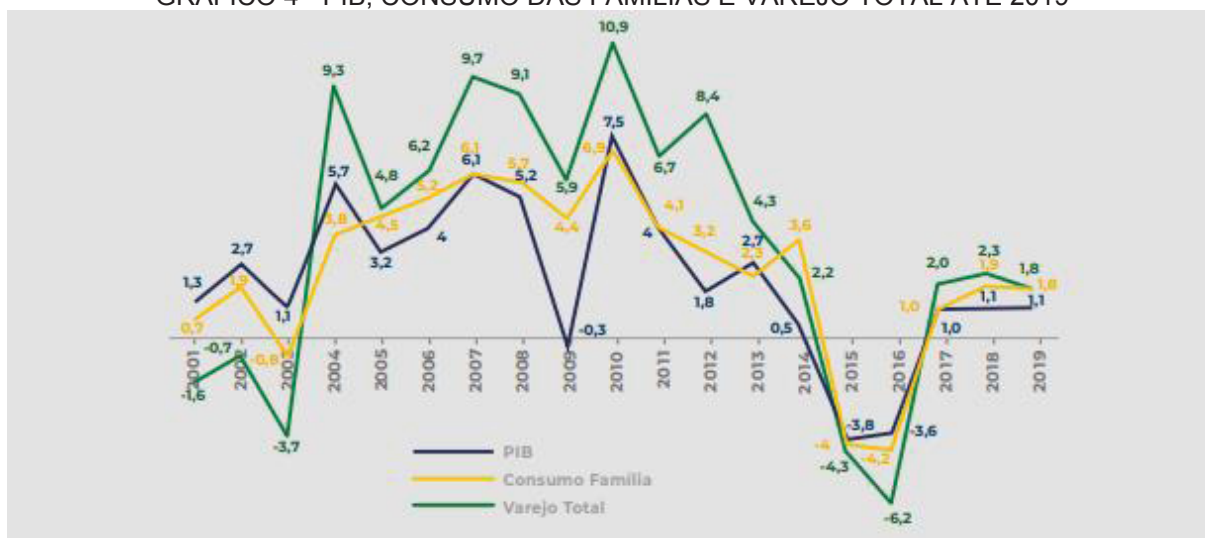
Por último, os resultados estatísticos deverão ser traduzidos em uma linguagem que acadêmicos e gestores possam compreender (SHUKLA, 2008). A seguir, parte-se para a apresentação do contexto de aplicação da pesquisa.

4 CONTEXTO DO VAREJO NO BRASIL

Esta pesquisa foi feita com lojas de varejo por dois motivos principais. Em primeiro lugar, pela relevância econômica. No Brasil, o varejo representa 8,12% do PIB e emprega 1 em cada 5 pessoas, sendo o maior empregador do país (SBVC, 2019). Em segundo lugar, já que os dados fornecem informações sobre as preferências dos consumidores, faz mais sentido que a pesquisa fosse feita com lojas que vendem para um grande número de pessoas, estão em contato com o consumidor final e devem buscar constantemente a melhoria de seus produtos e serviços para o público.

Conforme já descrito previamente, as varejistas compreendem as empresas que realizam transações de um CNPJ para um CFP e, por isso, podem ser considerados produtos e serviços. Segundo a SBVC (2020b), o varejo no Brasil evoluiu em ciclos, de acordo com as mudanças econômicas e sociais do país, acompanhando o PIB e a renda das famílias, como pode ser observado no GRÁFICO 4 (SBVC, 2020c; CIELO, 2020).

GRÁFICO 4 - PIB, CONSUMO DAS FAMÍLIAS E VAREJO TOTAL ATÉ 2019



FONTE: SBVC (2020c).

O primeiro ciclo, até 1993, foi marcado por um período de instabilidade e inflação. A partir dos anos 90, duas importantes mudanças estimularam e ampliaram o varejo: a abertura comercial e o Plano Real. O segundo ciclo, até 2002 foi marcado pela internacionalização. O terceiro, de 2003 a 2012, foi considerado a década

mágica, com uma redução na taxa de desemprego e ampliação do crédito. O quarto ciclo, de 2013 a 2019, teve um desempenho desigual entre setores, mercados e empresas (SBVC, 2020c).

Como pode ser observado no GRÁFICO 4, a partir de 2016, houve uma melhoria tanto do PIB, quanto das vendas das varejistas, o que mostra elasticidade entre a renda per capita e a demanda. Então, o varejo atingiu um patamar de maturidade e iniciou-se um processo de implementação de novas tecnologias, que foi bastante intensificado em 2020, no quinto ciclo, intensificação esta que não ocorreu de forma espontânea, mas induzida pela crise do coronavírus (SBVC, 2020c).

“O ano de 2020 marca o início de uma nova fase para o varejo brasileiro: um varejo digitalizado e transformado” (SBVC, 2020c, p. 22). Nesse sentido, o papel das lojas físicas também mudou, e elas passaram a ter mais relevância na experiência e relacionamento com os consumidores, funcionando como mais uma opção para eles, e não como a única, uma vez que a digitalização se fez necessária (NIELSEN, 2020).

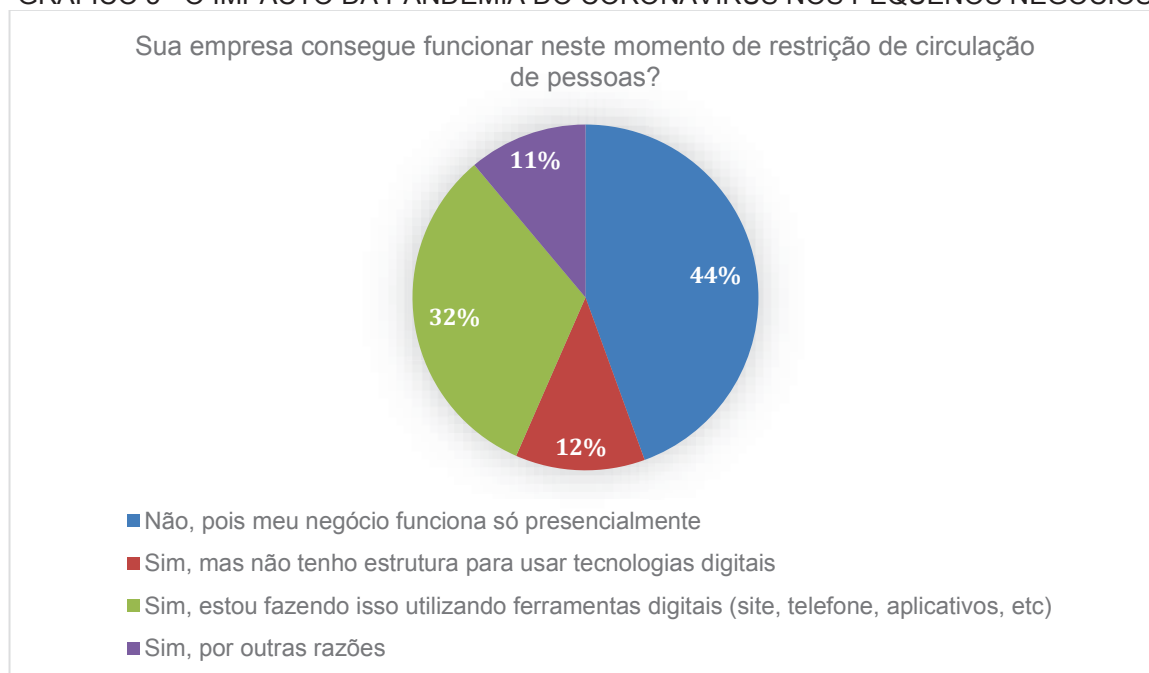
Segundo a SBVC (2019), existem quatro fatores que influenciam as vendas do varejo: renda, emprego, crédito e confiança. Nesse sentido, apesar das boas perspectivas em anos anteriores, a crise do coronavírus em 2020 interferiu em todos esses indicadores e, conseqüentemente, as vendas registraram quedas.

Em 2018, o Brasil se encontrava em uma crescente de empregos, com 529 mil vagas. Porém, com a crise, o país perdeu 8,9 milhões de postos de trabalho em apenas 3 meses. No trimestre encerrado em junho a taxa de desemprego subiu para 13,3%, atingindo 12,8 milhões de pessoas. Para fins de comparação, no primeiro trimestre de 2020 estava em 12,2% e, no último trimestre de 2019 chegou a 11% (IBGE, 2020a).

Pelo mesmo motivo, o índice de confiança também diminuiu bastante, atingindo mínimas históricas em abril de 2020 (55,7 pontos). No mesmo mês do ano anterior registrava 95 pontos (FGV, 2020a). O mesmo ocorreu com o crédito. Apesar da diminuição na taxa de juros, a demanda por recursos foi muito grande e muitas empresas não conseguiram acesso. Segundo o SEBRAE e a FGV (2020), 58% dos pequenos empresários buscaram crédito e não conseguiram. A renda dos brasileiros também apresentou uma queda de 20% durante a pandemia (FGV, 2020b).

Em se tratando de pequenos negócios (MEIs, microempresas e empresas de pequeno porte), a crise afetou a maioria (44%), pois muitas das empresas só atuavam de forma presencial, como mostra o gráfico:

GRÁFICO 5 - O IMPACTO DA PANDEMIA DO CORONAVÍRUS NOS PEQUENOS NEGÓCIOS



FONTE: Adaptado de SEBRAE e FGV (2020).

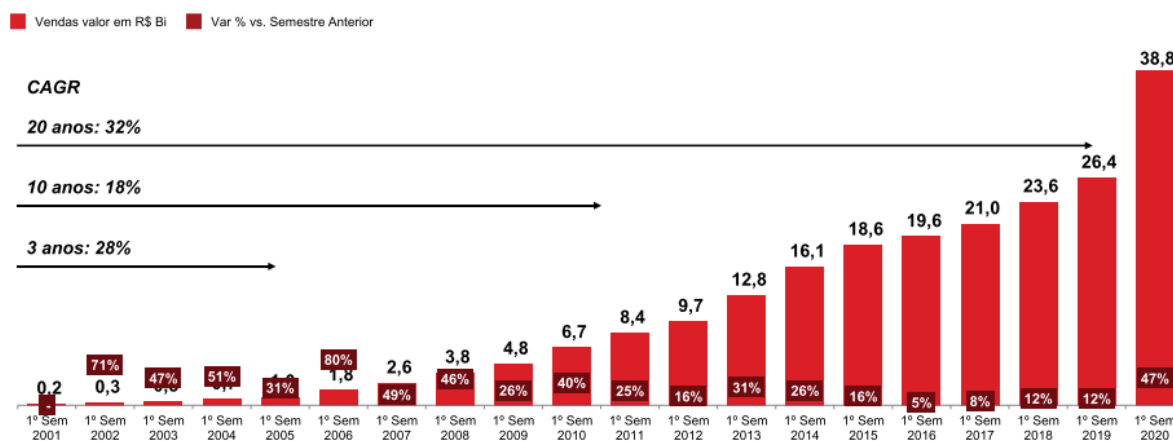
Deste modo, ainda segundo o SEBRAE e a FGV (2020), quase 90% dessas empresas sofreram queda no faturamento. Os segmentos que mais foram impactados foram: economia criativa (que abrange áreas como arquitetura, design, moda, expressões culturais e etc. e apresentou uma queda no faturamento de 77%), turismo (queda de 75%), academias e atividades físicas (72%). Os que menos foram afetados foram pet shops e serviços veterinários (queda de 35%), produtos relacionados ao agronegócio (43%) e oficinas e peças automotivas (48%).

Como forma de sobrevivência, a alternativa vista por muitas empresas foi aumentar as vendas *online*. 29% das pequenas empresas relatou ter começado a realizar vendas nas redes sociais durante o período (SEBRAE e FGV, 2020). Isso reflete também uma mudança na cultura dessas empresas, que tiveram que acelerar seus processos de digitalização. Todas as empresas entrevistadas pela Sociedade Brasileira de Varejo e Consumo relataram perceber uma grande vantagem competitiva investindo em transformação digital. Além disso, 86% acreditam que esses investimentos trazem uma melhora da experiência do consumidor e 84% percebem redução nos custos gerais da empresa (SBVC; 2020a).

Deste modo, o *e-commerce*, que já apresentava uma crescente, teve um salto neste ano. Logo no primeiro semestre, o faturamento foi 9% maior do que o período anterior (segundo semestre de 2019). O gráfico abaixo indica o crescimento do setor.

É possível observar que o primeiro semestre de 2020 movimentou 38,8 bilhões de reais em vendas (NIELSEN e ELO, 2020).

GRÁFICO 6 - FATURAMENTO DO E-COMMERCE



FONTE: Nielsen e Elo (2020)

O ticket médio e o número de consumidores em plataformas de *e-commerce* também cresceu. O primeiro, teve um aumento de 39% no primeiro semestre de 2020 com relação ao primeiro semestre de 2019 e o segundo, um aumento de 40% no mesmo período. Foi justamente durante o mês de abril, início das medidas de distanciamento social, que o crescimento se intensificou, com destaque para as datas comemorativas, como Dia das Mães (NIELSEN e ELO, 2020).

Além disso, a intenção de compra registrada foi de 93,4%, indicando que as pessoas que já realizam compras por canais digitais devem continuar a fazê-lo. Para algumas categorias, essa intenção chega a ser quatro vezes maior do que em 2019. Uma característica interessante do *e-commerce* são os *marketplaces*, que reúnem diversas varejistas e representam 78% do faturamento total do comércio eletrônico (NIELSEN e ELO, 2020).

4.2 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA

Conforme previamente mencionado, foram coletadas 238 respostas. Porém, destas, restaram apenas 150, que correspondem à descrição da amostra e excluindo-se empresas com apenas um funcionário e empresas que não são de varejo. É importante ressaltar que nesta etapa de caracterização os *outliers* ainda foram considerados e, por isso, o número de empresas é de 150, não de 144.

A maioria das empresas entrevistadas está localizada na região sul (82%). A distribuição da amostra por região pode ser observada na TABELA 3. A segunda maior região é a sudeste (14,6%), seguida das regiões centro-oeste e nordeste. Não foram obtidas respostas na região norte.

TABELA 3 - DISTRIBUIÇÃO DA AMOSTRA POR REGIÃO

Região	Nº de empresas da amostra	Percentual
Sul	123	82%
Sudeste	23	14,6%
Centro-Oeste	2	1,3%
Nordeste	2	1,3%
Norte	0	0%

FONTE: dados da pesquisa (2020)

NOTA: Nº de empresas da amostra considerando *outliers*.

Com relação ao porte das empresas, foi utilizada a classificação do SEBRAE, que diferencia o tamanho de acordo com o número de funcionários, sendo que microempresas (ME) são aquelas que possuem até 9 funcionários; empresas de pequeno porte (EPP) possuem de 10 a 49 empregados; empresas de médio porte, de 50 a 99; e grandes empresas possuem mais de 100 funcionários. Para a análise dos resultados, o tamanho da empresa não foi levado em consideração (não foram excluídas da amostra nenhuma empresa por causa do seu tamanho).

Nesse sentido, a maioria das empresas da amostra são microempresas (44,6%), conforme pode ser observado na TABELA 4. Grandes empresas representam 27,3%, de pequeno porte 22% e de médio porte, 6%.

TABELA 4 - PORTE DAS EMPRESAS

Número de funcionários	Porte	Nº empresas	Percentual
De 2 a 9	Microempresa (ME)	67	44,6%
De 10 a 49	Empresa de Pequeno Porte (EPP)	33	22%
De 50 a 99	Empresas de médio porte	9	6%
100 ou mais	Grandes empresas	41	27,3%

FONTE: Dados da pesquisa (2020) e SEBRAE (2013)

Com relação ao tempo de atuação das empresas, percebe-se na TABELA 5 que a grande maioria já possui atuação há mais de 10 anos (47,3%), portanto, são empresas mais maduras. Dessas, a grande maioria possui 100 ou mais funcionários (33), o que indica seu crescimento ao longo do tempo. Apenas 10% das empresas está no mercado há menos de um ano e, dessas, a maioria são microempresas (12 das 15 empresas com menos de um ano possuem de 2 a 9 funcionários). As empresas

de 3 a 5 anos (13,3%) estão divididas entre microempresas (9), empresas de pequeno porte (8) e grandes empresas (3).

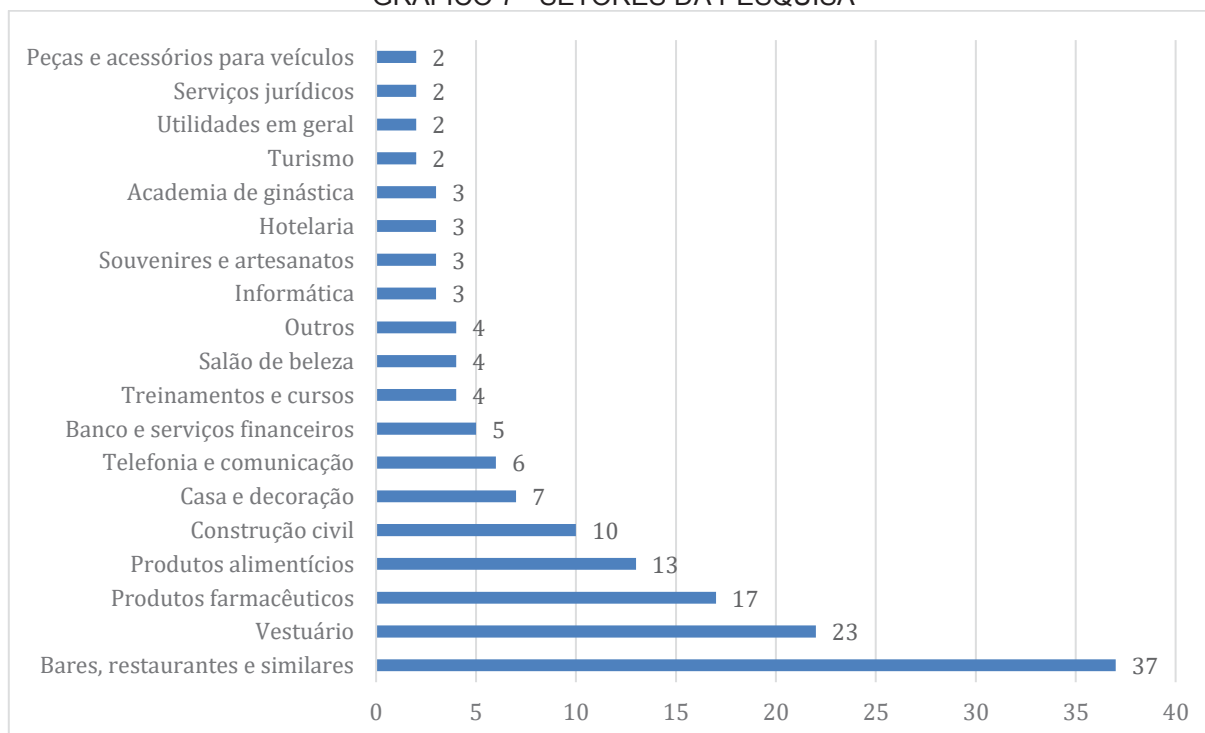
TABELA 5 - TEMPO DE ATUAÇÃO DAS EMPRESAS E NÚMERO DE FUNCIONÁRIOS

Tempo de atuação	Nº empresas	Percentual	Número de funcionários			
			Até 9	10 a 49	50 a 99	100 ou mais
Menos de 1 ano	15	10%	12	0	1	2
De 1 a 3 anos	15	10%	8	4	3	0
De 3 a 5 anos	20	13,3%	9	8	0	3
De 5 a 10 anos	29	19,3%	21	4	1	3
Mais de 10 anos	71	47,3%	17	17	4	33

FONTE: Dados da pesquisa (2020)

Sobre os setores de atuação dessas empresas, foi utilizada a classificação das varejistas de acordo com o CNAE (Classificação Nacional de Atividades Econômicas). Esta é a classificação oficial, adotada pelos órgãos federais, estaduais e municipais no Brasil. A relação com os setores abordados e sua importância pode ser visualizada no GRÁFICO 7.

GRÁFICO 7 - SETORES DA PESQUISA

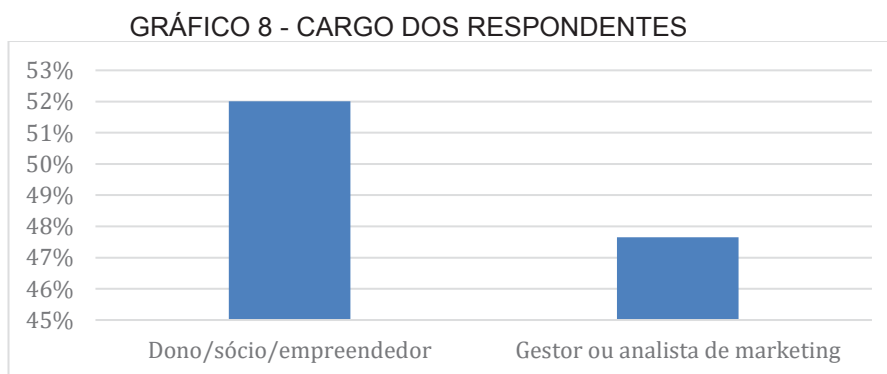


FONTE: Dados da pesquisa (2020).

Sendo assim, a maioria das empresas se enquadra no setor de bares, restaurantes, padarias e similares (24,6%), seguido do setor de vestuário, acessórios, calçados e joalheria (15,3%). Produtos farmacêuticos, perfumaria, higiene pessoal ou outros artigos médicos ocupam a terceira posição (11,3%) e produtos alimentícios, como supermercados, mercearias, açougue, peixaria e similares, a quarta (8,6%). Essas foram as classificações mais expressivas. O restante foi dividido em outras classificações como hotelaria, turismo, construção civil, salão de beleza e etc.

Com relação ao perfil dos respondentes da pesquisa, foi questionado o cargo que ocupam na empresa. Todos eram ou empreendedores/donos do negócio ou trabalhavam diretamente com o marketing, no caso de empresas que possuem um setor específico para a disciplina. Essa foi uma pergunta descritiva e eles só foram classificados sobre a primeira (52,3%) ou segunda situação (47,7%), o que pode ser observado no GRÁFICO 8.

A grande maioria dos donos da empresa eram de microempresas (54 das 67 microempresas) e a grande maioria dos gestores de marketing eram de empresas grandes (37 das 41 empresas grandes possuíam o gestor de marketing como respondente).

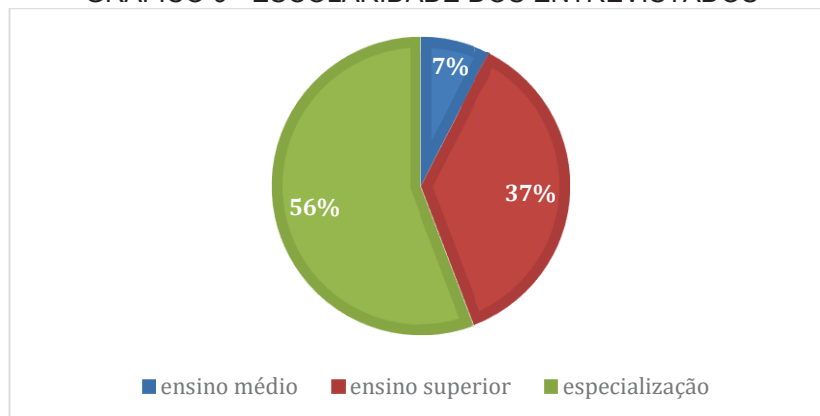


FONTE: Dados da pesquisa (2020).

Sobre o grau de escolaridade dos entrevistados, a maioria (56%) possui, além do ensino superior, alguma especialização como pós, MBA, mestrado ou doutorado. 37% possuem ensino superior e apenas 7% possuem apenas ensino médio. Dentro desses 7% (11 empresas), cujo respondente possui menor grau de escolaridade, apenas um deles trabalha em uma grande empresa. A maioria (6 das 11 empresas) trabalha em microempresa e, 5 deles são os proprietários dessas empresas. De forma similar, nas grandes empresas, a maioria dos entrevistados (80%) eram aqueles que

possuíam especialização. Os dados sobre a escolaridade dos entrevistados podem ser visualizados no gráfico abaixo.

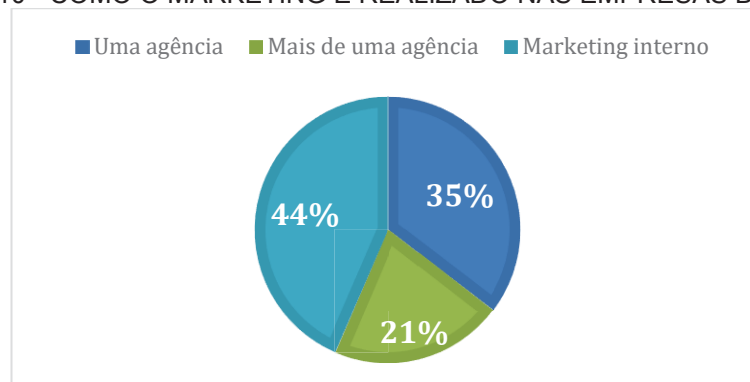
GRÁFICO 9 - ESCOLARIDADE DOS ENTREVISTADOS



FONTE: dados da pesquisa (2020).

Sobre como o marketing era realizado nessas empresas, 44% relatou que o realiza internamente, sem o auxílio de terceiros. 35% disseram que possuem uma agência de publicidade para auxiliar nas atividades e a minoria, 21% relatou que possui mais de uma agência para o auxílio das atividades. Esses resultados podem ser observados no GRÁFICO 10:

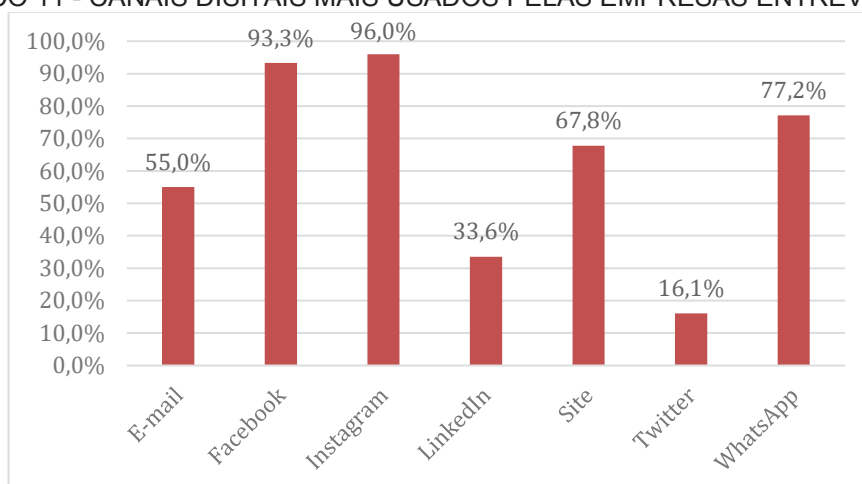
GRÁFICO 10 - COMO O MARKETING É REALIZADO NAS EMPRESAS DA AMOSTRA



FONTE: Dados da pesquisa (2020).

Além disso, foi perguntado aos entrevistados quais canais digitais eles costumam utilizar para a realização do marketing. Instagram (96%), Facebook (93,3%) e WhatsApp (77,2%), respectivamente, aparecem entre os mais comuns, como indica o GRÁFICO 11. Alguns poucos também relataram usar outras mídias como Google, YouTube e TikTok.

GRÁFICO 11 - CANAIS DIGITAIS MAIS USADOS PELAS EMPRESAS ENTREVISTADAS



FONTE: Dados da pesquisa (2020).

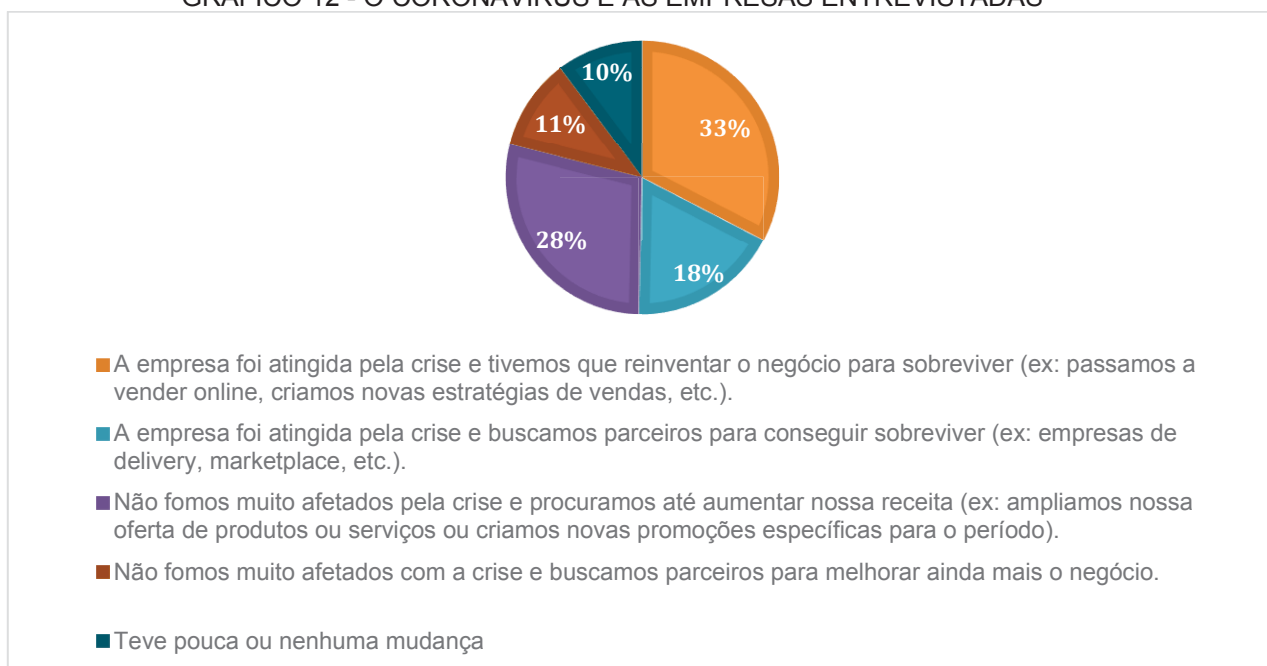
Finalmente, como 2020 foi um ano atípico, o impacto da pandemia do coronavírus nas empresas foi levado em consideração. Wang et al. (2020) analisaram as diferentes estratégias de inovação utilizadas por negócios para enfrentar a crise do COVID-19 e, em seguida, desenvolveram uma tipologia para classificá-las. Assim, utilizando a classificação dos autores, foi possível compreender melhor a dificuldade das empresas no que diz respeito ao enfrentamento da crise.

De acordo com os autores, empresas altamente afetadas pela crise tendem a preferir estratégias mais responsivas, que visam a sobrevivência do negócio, como começar a vender em canais digitais devido às medidas de distanciamento social, por exemplo. Já empresas que não sofreram tanto, buscam aproveitar as oportunidades para inovar e conquistar novos mercados. É o caso de empresas que já realizavam vendas por comércio eletrônico antes da crise. Como o distanciamento não as afetou, elas puderam expandir sua gama de produtos, otimizar recursos do site ou buscar novos consumidores, por exemplo.

Compreender o comportamento das varejistas durante a crise também contribui para um maior entendimento sobre a efetividade das decisões que estão sendo tomadas, pois, uma vez que o cenário trouxe mudanças, empresas que não foram capazes de absorver o conhecimento do mercado para ou se adaptar, ou aprimorar seus serviços, podem ter ficado para trás. Inclusive, segundo o IBGE (2020c), 135 mil lojas de varejo fecharam as portas só no segundo trimestre de 2020. Em 2016, que até então havia registrado o pior resultado da história, 105,3 varejistas fecharam as portas.

Logo, os respondentes foram indagados sobre que estratégias utilizaram no período e os resultados podem ser analisados no GRÁFICO 12, que indica que a maioria das empresas foi atingida pela crise e teve que tomar alguma medida para a sobrevivência do negócio, como novas estratégias de venda *online*, delivery de produtos, etc. 28% disse que não foi muito atingido e buscou aumentar a receita, 18% relata que buscou parceiros que pudessem oferecer recursos complementares para sobreviver, como empresas de educação que tiveram que realizar adaptações para um modelo remoto. 11% relatou que foi pouco afetado e buscou parceiros. Um exemplo foram alguns postos de gasolina que ampliaram a venda da loja de conveniência (WANG et al., 2020).

GRÁFICO 12 - O CORONAVÍRUS E AS EMPRESAS ENTREVISTADAS



FONTE: Dados da pesquisa (2020).

Deste modo, percebe-se que a maioria das empresas atuou de forma reativa, buscando parceiros ou alterando as formas de venda ou canais de comunicação para conseguir passar pelo período. O setor com mais respondentes nesta pesquisa foi o de bares e restaurantes e, isso pode ter influenciado nas respostas, já que nesse segmento, ir até o local é importante, uma vez que configura parte da experiência dos clientes.

No próximo capítulo serão apresentados e discutidos os resultados desta pesquisa, conforme a metodologia descrita na Seção 3.5.

5 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Esta seção inicia com a análise univariada dos construtos, e já apresenta alguns *insights* acerca dos resultados da pesquisa. São descritos os dados da média, desvio-padrão, coeficiente de dispersão e os limites das respostas (mínimo e máximo), a assimetria e a curtose de todas as variáveis apresentadas. Foram feitos também testes de normalidade (Shapiro e Kolmogorov-Smirnova) para verificar se os dados seguem uma distribuição paramétrica ou não. É importante destacar que, a partir daqui o número de empresas consideradas na amostra foi de 144, já que foram excluídos seis *outliers*.

Posteriormente, são descritas as análises multivariadas, com os testes estatísticos para avaliação do modelo, do instrumento e das hipóteses.

5.1 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

Conforme já explicitado anteriormente, foram realizados testes de normalidade e as estatísticas descritivas de cada construto para verificar a distribuição dos dados. Para os testes de normalidade foram consideradas a assimetria, a curtose e os testes de Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnova. Adianta-se que todos os construtos apresentaram uma distribuição não normal dos dados de acordo com esses dois últimos testes ($p < 0,05$). Porém, como já foi previamente explicado, isso não terá impacto nos testes estatísticos multivariados no software SmartPLS 3®.

Com relação ao construto *digital marketing analytics*, os valores divergiram bastante de empresa para empresa, como pode ser observado na TABELA 6. Os nomes das variáveis, para fins de análise, são os mesmos que estão entre parênteses no QUADRO 9, apresentado anteriormente. No construto DMA, a sigla “AGR” se refere à agregação dos dados, “ANA”, análise e “INT”, interpretação dos dados. Na tabela N=144, pois a partir daqui os *outliers* foram desconsiderados.

Percebe-se que os valores mínimos e máximo das respostas foram bastante extremos e os coeficientes de dispersão foram bastante altos, indicando uma grande diferença de empresas que realizam o uso dos dados para as que não os realizam, além de uma dispersão em torno da média. Os valores da média foram próximos da neutralidade e, portanto, a maioria das empresas acredita que está agregando,

analisando e interpretando dados relativos ao marketing, mas não em um nível avançado.

TABELA 6 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS *DIGITAL MARKETING ANALYTICS*

Nome da variável	N	Mín.	Máx.	Média	Desvio Padrão	Coef. de dispersão	Assimetria	Curtose	Shapiro-Wilk Sig.
AGR_1	144	1	7	4,88	1,899	38,91%	-,576	-,777	,000
AGR_2	144	1	7	4,67	1,986	42,52%	-,468	-1,025	,000
AGR_3	144	1	7	4,64	2,160	46,55%	-,482	-1,150	,000
ANA_1	144	1	7	5,69	1,503	26,41%	-1,308	1,243	,000
ANA_2	144	1	7	5,47	1,514	27,67%	-1,049	,510	,000
ANA_3	144	1	7	5,43	1,607	29,59%	-1,108	,616	,000
ANA_4	144	1	7	5,45	1,638	30%	-1,220	,833	,000
INT_1	144	1	7	4,42	3,030	68,55%	-,343	-1,104	,000
INT_2	144	1	7	4,20	2,009	47,83%	-,160	-1,226	,000
INT_3	144	1	7	4,40	2,001	45,47%	-,320	-1,086	,000

FONTE: Dados da pesquisa (2020).

NOTA: O valor de "N" não inclui *outliers*.

LEGENDA: Nome da variável: de acordo com Apêndices A, B, C.

N: número de respostas válidas

Mín.: ponto mínimo de respostas na escala

Máx: ponto máximo de respostas na escala

Desvio padrão: medida de dispersão em torno da média

Coef. de dispersão: ou coeficiente de variação, indica a porcentagem de variação em relação à média

Assimetria, Curtose e Shapiro-Wilk: indicadores de normalidade dos dados

A questão ANA_1 foi a que obteve a maior média (5,69), o que indica que a maioria das empresas acredita estar atenta às tendências de mercado para melhorar as atividades de marketing. De forma geral, as questões relativas à esta dimensão de análise dos dados tiveram médias um pouco maiores que o restante, sugerindo a importância desta habilidade do ponto de vista das organizações.

As questões sobre interpretação de dados (INT) foram as que apresentaram as menores médias. Particularmente, a questão INT_2 foi a que obteve a menor média (4,20) e, como ela tratava sobre a apresentação dos dados de forma visual (como com o uso de *dashboards*, gráficos, nuvens de palavras e etc.), entende-se que as empresas ainda estão negligenciando o uso desse tipo de ferramenta. Além disso, a questão INT_1 foi a que obteve maior desvio padrão, o que mostra que enquanto algumas empresas estão gerando relatórios estruturados para reconhecer oportunidades de melhoria das atividades de marketing, em outras, ainda há espaço para aprimoramentos nesse sentido.

Todas as variáveis da dimensão de análise apresentaram assimetria superior ao limite de -1, e as variáveis AGR_2, AGR_3, ANA_1, INT_1, INT_2 e INT_3 ultrapassaram o intervalo de curtose de -1 ou +1. Todos os gráficos da curva de

normalidade foram analisados e, apesar de possuírem curvas um pouco assimétricas ou um pouco alongadas ou achatadas (curtose), elas eram “aproximadamente normais”.

Além disso, segundo HAIR et al. (2000), em pesquisas de ciências sociais é comum que dados de assimetria e curtose estejam entre os limites de +2 e -2 devido à propensão das pessoas em ter uma percepção de um comportamento mais positivo do que de fato é. Como os dados estavam nesse intervalo e como a não normalidade dos dados não influencia os testes estatísticos do SmartPLS 3®, esses valores não foram considerados problemáticos para o teste de hipóteses.

Na sequência, sobre o construto “capacidade absorptiva”, as estatísticas descritivas podem ser observadas na TABELA 7. Nela, percebe-se que a amplitude também é bastante grande, mas as médias são um pouco mais altas, indicando que as organizações parecem ter um nível maior de aquisição (AQU), assimilação (ASS), transformação (TRA) e exploração (EXP) do conhecimento do que de análise e interpretação de dados.

TABELA 7 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS CAPACIDADE ABSORTIVA

Nome da variável	N	Mín.	Máx.	Média	Desvio Padrão	Coef. de dispersão	Assimetria	Curtose	Shapiro-Wilk Sig.
AQU_1	144	1	7	5,14	1,768	34,39 %	-,622	-,714	,000
AQU_2	144	1	7	5,02	1,803	35,91%	-,583	-,696	,000
AQU_3	144	1	7	4,93	1,928	39,10%	-,673	-,723	,000
ASS_1	144	1	7	5,65	1,539	27,23%	-1,069	,440	,000
ASS_2	144	1	7	5,90	1,292	21,89%	-1,198	1,055	,000
ASS_3	144	1	7	5,40	1,579	29,24%	-,829	-,064	,000
ASS_4	144	1	7	5,17	1,794	34,70%	-,866	-,202	,000
TRA_1	144	1	7	5,06	1,565	30,92%	-,648	-,166	,000
TRA_2	144	1	7	4,99	1,582	31,70%	-,664	-,214	,000
TRA_3	144	1	7	5,08	1,512	29,76%	-,697	-,108	,000
TRA_4	144	1	7	5,33	1,443	27,07%	-,844	,470	,000
EXP_1	144	1	7	5,01	1,925	38,42%	-,664	-,763	,000
EXP_2	144	1	7	5,06	1,749	34,56%	-,658	-,512	,000
EXP_3	144	1	7	5,29	1,564	29,56%	-,808	-,028	,000

FONTE: Dados da pesquisa (2020).

Percebe-se também que o desvio padrão, de forma geral, foi menor do que no DMA, indicando menos variação das respostas com relação à média. O mesmo aconteceu com o coeficiente de dispersão. Porém, apesar de apresentar valores menores, os valores são considerados altos, indicando a variabilidade das respostas.

De qualquer modo, as médias foram próximas. A mais baixa foi a AQU_3 (4,93), que dizia que os gestores esperavam que os funcionários administrassem

informações de fora da empresa; e a mais alta foi a ASS_2 (5,90), que dizia que os gestores esperam que haja colaboração entre as diferentes áreas da empresa.

Embora AQU_3 tenha apresentado a média mais baixa, o desvio padrão foi o mais alto, mostrando divergências de opinião sobre a administração de novas informações. Na dimensão com a maior média ocorreu o oposto: a questão ASS_2 foi a que apresentou o menor desvio padrão, mostrando uma concordância sobre a importância da colaboração em diferentes áreas.

Mesmo com médias próximas, as dimensões AQU e TRA apresentaram os menores indicadores, mostrando que a busca e utilização de novos conhecimentos adquiridos pode ser melhorada. Além da AQU_3, destaca-se a questão TRA_2 pelo baixo indicador da média (4,99). A questão falava sobre utilizar e disponibilizar o conhecimento externo, mostrando que há espaço para melhorias também nesse aspecto.

A dimensão ASS (assimilação), foi a que obteve as maiores médias, enfatizando a boa troca de informações em diferentes áreas da empresa. Analisando-se cada dimensão de forma separada, na aquisição destaca-se AQU_1 pela maior média (busca diária por novas informações); na dimensão de transformação, destaca-se TRA_4 (aplicação de conhecimentos adquiridos externamente em atividades diárias) e na de exploração, destaca-se EXP_3 (a empresa trabalha de forma mais eficiente ao adotar novas tecnologias).

As variáveis AAS_1 e ASS_2 apresentaram assimetria maior do que o limite de -1 e a dimensão ASS_2 apresentou também curtose maior do que o limite de +1. Da mesma forma que no construto anterior, esses valores não apresentaram problemas para o teste de hipóteses.

Finalmente, as estatísticas descritivas do construto “Decisões Efetivas de Marketing”, podem ser visualizadas na TABELA 8. Assim como nos anteriores, houve bastante variação de respostas, indo de 1 a 7, com o desvio padrão variando de 1,600 a 1,592 e o coeficiente de dispersão em torno de 30%.

TABELA 8 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DECISÕES EFETIVAS DE MARKETING

Nome da variável	N	Mín.	Máx.	Média	Desvio Padrão	Coef. de dispersão	Assimetria	Curtose	Shapiro-Wilk Sig.
DEM_1	144	1	7	5,49	1,600	29,14%	-1,104	,650	,000
DEM_2	144	1	7	5,31	1,592	29,98%	-,988	,511	,000
DEM_3	144	1	7	5,33	1,599	30%	-1,027	,530	,000

FONTE: Dados da pesquisa (2020).

As médias foram consideravelmente altas, se comparadas com os outros construtos e, acima do ponto neutro. Isso indica que a maioria das empresas acredita que está tomando decisões em concordância com seus objetivos de marketing, em que o conhecimento sobre os consumidores, a qualidade e a velocidade das decisões melhoraram com o uso de sistemas que agregam dados, mas há espaço para aperfeiçoamentos.

A maior média foi a da questão DEM_1 (5,49), que indica que a qualidade das decisões melhorou com o uso de estratégias de análise de dados. Esta também foi a questão com o maior desvio padrão. A média mais baixa foi DEM_2, que dizia que a velocidade das decisões melhorou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados.

5.2 TESTE DO VIÉS DO MÉTODO COMUM (COMMON METHOD BIAS)

Conforme já descrito na Seção 3.6.4, foi realizado o teste de fator único de Harman (*Harman's single factor test*) para avaliar se as respostas continham algum viés, ou seja, se um construto era capaz de explicar sozinho mais de 50% do modelo. Para isso, foi feita uma análise fatorial exploratória com todas as variáveis sem rotação induzida no software SPSS v.25®, que indicou 38,406% de variância cumulativa em todos os itens. Como esse valor é bem inferior a 50%, pode-se concluir que não houve viés do método comum.

5.3 CONFIABILIDADE DAS ESCALAS

Conforme o exposto na Seção 3.6.5, a confiabilidade avalia se as escalas utilizadas estão medindo o que se propuseram a medir. Nesse sentido, foram avaliados os valores do Alfa de Cronbach e a Confiabilidade Composta. Os valores podem ser observados na TABELA 9.

TABELA 9 - CONFIABILIDADE DAS ESCALAS

Construto	Nº de indicadores	Confiabilidade Composta	Alfa de Cronbach
Capacidade Absortiva	15	0,914	0,927
<i>Digital Marketing Analytics</i>	11	0,886	0,908
Decisões Efetivas de Marketing	3	0,908	0,942

FONTE: Dados da pesquisa (2020).

Na tabela, é possível observar que todos os construtos apresentam tanto Confiabilidade Composta, quando Alfa acima de 0,7 e, portanto, as escalas podem ser consideradas instrumentos confiáveis de medida. Apesar de os valores de todas as escalas estarem acima de 0,9, que é considerado o ponto ótimo, nenhum indicador ultrapassa o limite de 0,95, que poderia indicar que os construtos medem a mesma coisa (HAIR et al, 2000).

5.4 AVALIAÇÃO DO MODELO DE MENSURAÇÃO

Para avaliar se as medidas medem o que se propuseram a medir, foram analisadas a validade convergente, que mede o quanto as variáveis se relacionam com seus respectivos construtos; e a discriminante, que é uma validade externa, e analisa a independência dos diferentes construtos (HAIR et al., 2000). Ambos os testes foram realizados no software SmartPLS 3®.

5.4.1 Validade Convergente

Para a avaliação da validade convergente foram analisados os carregamentos dos indicadores (*outer loadings*) e a variância média extraída (AVE), sendo que para o primeiro recomendam-se valores acima de 0,708, uma vez que a soma dos quadrados desses carregamentos, dividido pelo número de itens resultará na AVE. Esta, deve apresentar valores maiores que 0,5, pois um construto deve ter ao menos 50% de diferenciação com relação aos demais (HAIR et al., 2013).

Os resultados dos carregamentos dos indicadores podem ser observados na TABELA 10. Tanto os *outer loadings* quanto as AVEs apresentaram valores dentro do limite aceitável, comprovando a validade convergente do modelo.

TABELA 10 - OUTER LOADINGS E AVE

Variável	(continua)	
	Outer Loadings	AVE
Digital Marketing Analytics	-	0,731
AGR_1 – Coleta de dados de marketing de fontes externas em toda a empresa.	0,792	
AGR_2 - Registros dos consumidores visíveis e facilmente acessíveis para análises futuras.	0,830	

Variável	(conclusão)	
	Outer Loadings	AVE
AGR_3 – Armazenamento de dados dos consumidores em bases de dados apropriadas.	0,762	
ANA_1 – Identificação de ideias e tendências de negócios importantes para melhorar as atividades de marketing.	0,870	
ANA_2 – Previsão de padrões de atendimento e consumo em resposta à necessidade dos consumidores.	0,831	
ANA_3 - Agilidade para analisar os dados e responder a eventos inesperados.	0,755	
ANA_4 – Análise de dados das redes sociais para entender as principais tendências dos consumidores.	0,786	
INT_1 - Relatórios para ajudar a reconhecer oportunidades de melhoria das atividades de marketing.	0,881	
INT_2 - Apresentação de dados de maneira visual para facilitar a interpretação.	0,857	
INT_3 – Geração periódica de informações das atividades de marketing.	0,852	
Capacidade Absortiva	-	0,623
AQU_1 – Busca diária de informações sobre o setor de atuação.	0,838	
AQU_2 – Os gestores incentivam os colaboradores a buscar fontes de informação do setor de atuação da empresa.	0,934	
AQU_3 - Os gestores esperam que os funcionários lidem com informações além daquelas relacionadas ao setor.	0,808	
ASS_1 - Ideias e conceitos de novos produtos são comunicados entre os funcionários e/ou departamentos.	0,775	
ASS_2 – Os gestores enfatizam a colaboração entre os funcionários e/ou departamentos da empresa para resolver problemas.	0,871	
ASS_3 - Rápido fluxo de informações.	0,801	
ASS_4 - Os gestores realizam reuniões periódicas com as diferentes áreas da empresa para a troca de informações.	0,809	
TRA_1 - Os funcionários têm habilidade para estruturar e utilizar os conhecimentos coletados externamente.	0,882	
TRA_2 - Os funcionários utilizam e disponibilizam novos conhecimentos adquiridos externamente.	0,907	
TRA_3 - Os funcionários conectam o conhecimento existente com o conhecimento adquirido externamente para a geração de novas ideias.	0,931	
TRA_4 - Os funcionários aplicam os novos conhecimentos adquiridos externamente em seu trabalho do dia a dia.	0,920	
EXP_1 - Os gestores incentivam o desenvolvimento de protótipos.	0,851	
EXP_2 - A empresa revisa constantemente as tecnologias disponíveis e as adapta de acordo com os novos conhecimentos adquiridos externamente.	0,936	
EXP_3 – A empresa tem habilidade de trabalhar de forma mais eficiente ao adotar novas tecnologias.	0,895	
Decisões Efetivas de Marketing	-	0,884
DEM_1 - A qualidade das decisões melhorou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados.	0,938	
DEM_2 - A velocidade de análise das decisões aumentou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados	0,954	
DEM_3 -O entendimento sobre os clientes, fornecedores e concorrentes aumentou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados.	0,929	

FONTE: Dados da pesquisa (2020).

NOTA: a tabela apresenta um resumo das questões e não é uma cópia fiel do questionário.

Para o cálculo da AVE, é importante ressaltar que foi necessário ajustar os dados para que pudessem acomodar construções de ordem superior. Assim, foi

realizada uma média entre as variáveis observáveis nos construtos que apresentavam duas dimensões (CA e DMA) para que se tornassem construtos de primeira ordem.

Para isso, é realizada a abordagem em dois estágios e são obtidos no SmartPLS 3® os escores das variáveis latentes. Adianta-se que esses novos valores também foram utilizados em outros testes, como confiabilidade de consistência interna, métricas de validade discriminante e R^2 (SARSTEDT et al., 2019).

O carregamento dos indicadores mostra quanto ele contribui ao construto ao qual está ligado (HAIR et al., 2000). Deste modo, percebe-se que no construto DMA, a dimensão que se refere à “agregação dos dados” foi melhor explicado pela questão AGR_2, sobre tornar registros dos consumidores visíveis para análises futuras. O construto “análise de dados” obteve o melhor carregamento na questão ANA_1 (identificamos ideias e tendências importantes do negócio para melhorar as atividades de marketing). O construto “interpretação de dados” foi melhor explicado pela questão INT_1, sobre a formulação de relatórios para o reconhecimento de oportunidades para a melhoria das atividades de marketing.

No construto de segunda ordem “capacidade absorptiva”, a questão com o melhor carregamento para o construto de primeira ordem “aquisição” foi a AQU_2, sobre a busca de fontes de informação do setor da empresa. A dimensão “assimilação”, está centrada na colaboração entre os funcionários ou departamentos para resolver problemas. O construto “transformação”, foi melhor explicado pela TRA_3 (conexão do conhecimento interno e externo para a geração de novas ideias), seguida da TRA_4 (os funcionários aplicam conhecimentos externos nas atividades diárias). Finalmente, a dimensão “exploração”, apresentou maior carregamento na EXP_2, sobre a revisão e adaptação de tecnologias.

Os carregamentos das DEM foram bastante altos, mas o DEM_2 que falava sobre o aumento da velocidade das decisões com o uso de sistemas de análise de dados foi o que melhor explicou o construto (95% da variância explicada). Ele foi seguido da questão DEM_1, que falava sobre a melhoria da velocidade das decisões (93% de variância explicada).

5.4.2 Validade Discriminante

A validade discriminante mede quanto os construtos se diferenciam um dos outros. Nesse sentido, espera-se que a variável observável meça o construto que se

propôs a medir, e apenas ele, buscando entender se há diferenciação entre os construtos (HAIR et al., 2013). Conforme já explicitado na Seção 3.3.3, para este trabalho foi utilizado o critério de Fornell e Larcker e a análise dos *cross loadings*.

O primeiro método compara a raiz quadrada da AVE com as correlações das demais variáveis latentes. A TABELA 11 apresenta os resultados desta análise e, para avaliar se há validade discriminante, é necessário analisar a diagonal principal, cujos valores devem ser maiores do que qualquer outra correlação com outro construto (FORNELL e LARCKER, 1981).

Assim como no cálculo da AVE, para este procedimento também foi feita a abordagem de duas etapas, utilizando os valores das variáveis latentes não padronizadas a fim de possibilitar o cálculo com construções de ordem superior (SARSTEDT et al., 2019).

TABELA 11 - VALIDADE DISCRIMINANTE - CRITÉRIO DE FORNELL E LARCKER			
	CA	DEM	DMA
Capacidade Absortiva	0,792		
Decisões Efetivas de Marketing	0,595	0,941	
Digital Marketing Analytics	0,651	0,611	0,856

FONTE: Dados da pesquisa (2020).

Como pode ser observado na tabela, segundo este critério, há validade discriminante no modelo. Contudo, os valores do DMA foram bastante altos, indicando menor diferenciação com relação aos outros construtos.

O segundo critério para a avaliação da validade discriminante são os *cross loadings*, e a lógica de análise é parecida com o anterior: os carregamentos das variáveis observáveis devem ser maiores nas variáveis latentes que estão relacionados do que em outras, tanto para os de primeira, quanto para os de segunda ordem. A TABELA 12 mostra os resultados e percebe-se que isso ocorre. Nota-se também que os carregamentos são maiores nos construtos de segunda ordem, o que é normal, já que esta é uma relação mais direta.

TABELA 12 - VALIDADE DISCRIMINANTE - CROSS LOADINGS

(continua)

	Construto de 1ª ordem			Construto de 2ª ordem						
	DMA	CA	DEM	INT	AGR	ANA	AQU	ASS	EXP	TRA
AGR_1	0,7038	0,3519	0,3756	0,5843	0,7901	0,4905	0,3995	0,1565	0,2987	0,2849
AGR_1	0,7038	0,3519	0,3756	0,5843	0,7901	0,4905	0,3995	0,1565	0,2987	0,2849
AGR_2	0,6589	0,4541	0,3731	0,5174	0,823	0,4151	0,3997	0,2285	0,4141	0,3984
AGR_2	0,6589	0,4541	0,3731	0,5174	0,823	0,4151	0,3997	0,2285	0,4141	0,3984

(conclusão)

Construto de 1ª ordem				Construto de 2ª ordem						
	DMA	CA	DEM	INT	AGR	ANA	AQU	ASS	EXP	TRA
AGR_3	0,6055	0,3266	0,4212	0,5391	0,7724	0,3158	0,3219	0,1302	0,3322	0,262
AGR_3	0,6055	0,3266	0,4212	0,5391	0,7724	0,3158	0,3219	0,1302	0,3322	0,262
ANA_1	0,7483	0,5261	0,4571	0,5355	0,4566	0,8667	0,5777	0,3346	0,4552	0,3629
ANA_1	0,7483	0,5261	0,4571	0,5355	0,4566	0,8667	0,5777	0,3346	0,4552	0,3629
ANA_2	0,6912	0,5169	0,4125	0,4249	0,4788	0,819	0,5832	0,3516	0,4239	0,3498
ANA_2	0,6912	0,5169	0,4125	0,4249	0,4788	0,819	0,5832	0,3516	0,4239	0,3498
ANA_3	0,6465	0,4742	0,3945	0,4723	0,3608	0,7634	0,4272	0,405	0,3772	0,3342
ANA_3	0,6465	0,4742	0,3945	0,4723	0,3608	0,7634	0,4272	0,405	0,3772	0,3342
ANA_4	0,6717	0,4316	0,4287	0,4896	0,3779	0,795	0,4317	0,2559	0,3786	0,3295
ANA_4	0,6717	0,4316	0,4287	0,4896	0,3779	0,795	0,4317	0,2559	0,3786	0,3295
INT_1	0,7736	0,3759	0,4899	0,8813	0,5382	0,5597	0,4089	0,1717	0,334	0,3002
INT_1	0,7736	0,3759	0,4899	0,8813	0,5382	0,5597	0,4089	0,1717	0,334	0,3002
INT_2	0,7433	0,3972	0,4318	0,8567	0,6034	0,4671	0,429	0,1427	0,3924	0,3168
INT_2	0,7433	0,3972	0,4318	0,8567	0,6034	0,4671	0,429	0,1427	0,3924	0,3168
INT_3	0,7753	0,58	0,5143	0,8516	0,6424	0,5061	0,5014	0,371	0,5193	0,4648
INT_3	0,7753	0,58	0,5143	0,8516	0,6424	0,5061	0,5014	0,371	0,5193	0,4648
AQU_1	0,4882	0,5353	0,381	0,3778	0,3384	0,5098	0,8384	0,2927	0,394	0,3061
AQU_1	0,4882	0,5353	0,381	0,3778	0,3384	0,5098	0,8384	0,2927	0,394	0,3061
AQU_2	0,6243	0,6849	0,3988	0,5098	0,4742	0,5973	0,9335	0,3317	0,5685	0,4573
AQU_2	0,6243	0,6849	0,3988	0,5098	0,4742	0,5973	0,9335	0,3317	0,5685	0,4573
AQU_3	0,527	0,5114	0,1593	0,4397	0,3958	0,5	0,8056	0,1387	0,368	0,4027
AQU_3	0,527	0,5114	0,1593	0,4397	0,3958	0,5	0,8056	0,1387	0,368	0,4027
ASS_1	0,296	0,5324	0,3269	0,1511	0,1775	0,3966	0,2046	0,7748	0,3705	0,3551
ASS_1	0,296	0,5324	0,3269	0,1511	0,1775	0,3966	0,2046	0,7748	0,3705	0,3551
ASS_2	0,2385	0,5888	0,3425	0,1463	0,0865	0,3362	0,1899	0,8713	0,4444	0,3807
ASS_2	0,2385	0,5888	0,3425	0,1463	0,0865	0,3362	0,1899	0,8713	0,4444	0,3807
ASS_3	0,2132	0,6145	0,2837	0,1679	0,1359	0,2243	0,2565	0,8011	0,4433	0,4591
ASS_3	0,2132	0,6145	0,2837	0,1679	0,1359	0,2243	0,2565	0,8011	0,4433	0,4591
ASS_4	0,4189	0,6823	0,4264	0,3728	0,2904	0,3922	0,3207	0,8091	0,5615	0,4798
ASS_4	0,4189	0,6823	0,4264	0,3728	0,2904	0,3922	0,3207	0,8091	0,5615	0,4798
EXP_1	0,5473	0,7673	0,5588	0,4797	0,4278	0,4855	0,4751	0,5234	0,8508	0,574
EXP_1	0,5473	0,7673	0,5588	0,4797	0,4278	0,4855	0,4751	0,5234	0,8508	0,574
EXP_2	0,4881	0,7744	0,5698	0,4225	0,3784	0,4387	0,5045	0,4732	0,9361	0,5438
EXP_2	0,4881	0,7744	0,5698	0,4225	0,3784	0,4387	0,5045	0,4732	0,9361	0,5438
EXP_3	0,4673	0,7729	0,533	0,3895	0,3659	0,4299	0,43	0,521	0,8948	0,5861
EXP_3	0,4673	0,7729	0,533	0,3895	0,3659	0,4299	0,43	0,521	0,8948	0,5861
TRA_1	0,4414	0,7787	0,3725	0,3768	0,3461	0,3993	0,4453	0,4708	0,5682	0,8818
TRA_1	0,4414	0,7787	0,3725	0,3768	0,3461	0,3993	0,4453	0,4708	0,5682	0,8818
TRA_2	0,3908	0,7697	0,3805	0,3342	0,3103	0,3498	0,4238	0,4448	0,5502	0,9072
TRA_2	0,3908	0,7697	0,3805	0,3342	0,3103	0,3498	0,4238	0,4448	0,5502	0,9072
TRA_3	0,5192	0,8084	0,4331	0,4648	0,4206	0,4409	0,4286	0,465	0,6167	0,9311
TRA_3	0,5192	0,8084	0,4331	0,4648	0,4206	0,4409	0,4286	0,465	0,6167	0,9311
TRA_4	0,414	0,7869	0,42	0,3446	0,3655	0,3516	0,3603	0,5093	0,5761	0,9202
TRA_4	0,414	0,7869	0,42	0,3446	0,3655	0,3516	0,3603	0,5093	0,5761	0,9202
DEM_1	0,5651	0,5437	0,9377	0,515	0,4497	0,4793	0,3407	0,4161	0,5613	0,4041
DEM_2	0,5709	0,5535	0,9544	0,5229	0,4502	0,4849	0,3779	0,3754	0,5826	0,4191
DEM_3	0,5922	0,5611	0,9295	0,5283	0,4781	0,5076	0,3321	0,4128	0,603	0,4222

FONTE: Dados da pesquisa (2020).

Finalmente, considerando-se que existe validade convergente e discriminante e que o modelo é válido, parte-se para o teste das hipóteses.

5.5 TESTE DE HIPÓTESES

Antes da realização do teste, é necessário verificar se há colinearidade, situação em que as variáveis independentes (DMA e CA) são correlacionadas. Como já explicitado na Seção 3.6.7, foram analisados os valores de VIF e TOL no SPSS v.25®. O valor da TOL indica a severidade da colinearidade, e o VIF, representa quanto um indicador não é explicado por outros indicadores do mesmo nível (HO, 2006).

Os resultados foram 1,667 para TOL e 0,600 para VIF. Ambos estão em concordância com os limites propostos (TOL superior a 0,20 e VIF inferior a 5). Portanto, a colinearidade não deve ser um problema neste trabalho.

Após a verificação da colinearidade, partiu-se para análise da significância dos caminhos, por meio do teste *t*. Para este teste, é realizado o *bootstrapping* (procedimento que compara diferentes amostras do mesmo modelo), e verifica-se a diferença entre as médias em relação a uma única variável dependente (DMA). Aceitam-se valores acima de 1,69 com 95% de significância (HAIR, 2000).

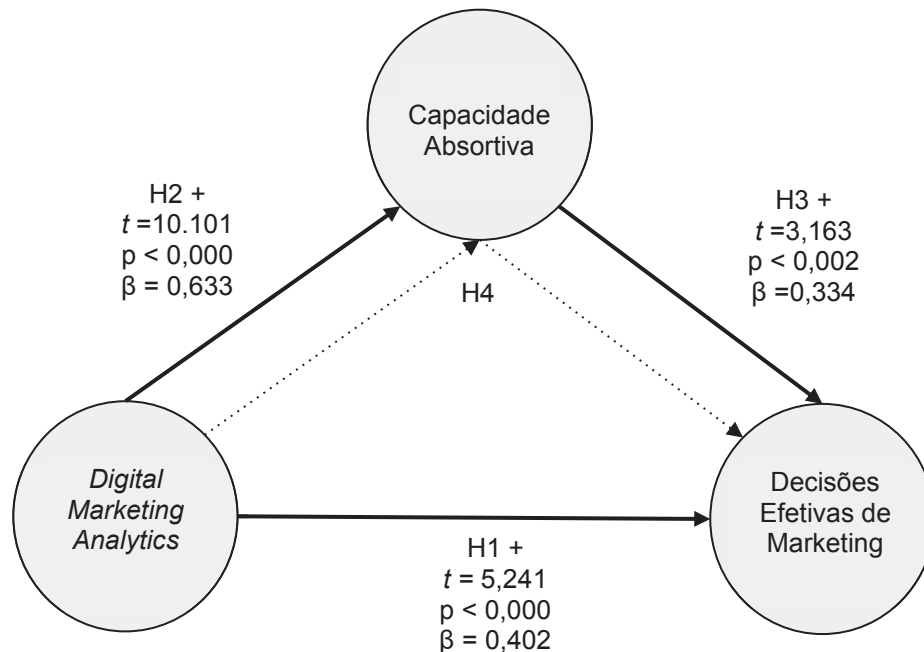
Outro valor que é analisado é o p-valor, que representa o intervalo pelo qual o teste *t* pode ocorrer. Também foram avaliados os coeficientes de caminho (cargas fatoriais – β) entre os construtos para a interpretação da força das hipóteses. A FIGURA 4 indica o resultado dos três testes, que foram realizados no software SmartPLS3®.

Nota-se que todos os caminhos possuem valor de *t* maior que 1,96 e até maior que 2,57. Dessa forma, pode-se concluir que há significância em todos os caminhos propostos com um nível de significância de 1%. A carga fatorial da H1 de 0,402 indica que a variação no desvio padrão para mais ou para menos no score de DMA ocasionaria uma variação de 40,2% nas decisões efetivas de marketing da empresa. Por esse número ser maior que 2,57, significa que em 99% dos casos isso deve ocorrer.

A H2, além de ser significativa ($t = 10,101$) com um intervalo de confiança de 99%, apresenta um efeito forte, indicado pela carga fatorial de 0,633. Para Hair et al. (2000) a força das relações depende da teoria utilizada, porém, convencionou-se que efeitos maiores que 0,5 são considerados fortes, enquanto valores abaixo de 0,2 são considerados fracos. Isso quer dizer que quanto maior o agrupamento, análise e

interpretação dos dados de marketing provenientes do ambiente digital, maior a capacidade da empresa de adquirir, assimilar, transformar e explorar o conhecimento.

FIGURA 3 - TESTE DE HIPÓTESES - SIGNIFICÂNCIA DOS CAMINHOS E MODELO ESTRUTURAL



FONTE: Dados da pesquisa (2020).

LEGENDA: t = avalia a significância estatística em relação à variável dependente;





p = o intervalo de confiança pelo qual a estatística t pode ocorrer;

β = cargas fatoriais ou coeficiente beta – indicam quanto da variável independente explica a variável dependente.

A H3 também apresenta um efeito significativo ($t = 3,163$), indicando que a capacidade absorptiva influencia positivamente as decisões efetivas de marketing. Este foi o efeito mais fraco encontrado (33,4%) e o intervalo de confiança foi o único que registrou um valor diferente de 0,000 ($p < 0,002$), mas ainda dentro dos parâmetros buscados ($p \leq 0,05$). Isso significa que a cada 1000 ocorrências, em apenas 2 delas (0,2%) o que foi proposto na hipótese não deve acontecer.

Finalmente, para a análise do efeito mediador da capacidade absorptiva (hipótese 4), foram utilizados os critérios de Baron e Kenny (1986). Nesse sentido, foram realizados alguns testes no SPSS v.25® para verificar se a CA se interpõe entre o caminho direto do DMA e das DEM. Os resultados podem ser observados no QUADRO 10.

QUADRO 10 - EFEITO MEDIADOR DA CA

Caminhos		Coeficiente de regressão (β)	Teste t	p-valor
<i>Path c</i> – efeito total sem mediação		0,549	7,817	0,000
<i>Path a</i>		0,668	10,685	0,000
<i>Path b</i>		0,473	5,512	0,000
<i>Path c'</i> – efeito direto com mediação		0,233	2,714	0,007

FONTE: dados da pesquisa (2020).

Primeiro, foi realizada uma regressão linear entre a variável independente DMA e a variável dependente DEM sem a inserção da variável mediadora (efeito total). Os resultados indicaram que há significância na relação em um intervalo de confiança de 99% ($t = 7,817$; $p = 0,000$) e o coeficiente de regressão, ou seja, a força da relação foi de ,549. Após esta, foi realizada outra regressão com a variável independente DMA e a variável mediadora CA (*path a*). Os resultados também foram significativos para um intervalo de confiança de 99% ($t = 10,685$ / $p = 0,000$) e o coeficiente de regressão foi de 0,668.

Por fim, foi realizada uma terceira regressão incluindo as duas variáveis independentes (DMA e CA) e a variável dependente (DEM). Nessa regressão foram analisados tanto os coeficientes do caminho direto entre DMA e DEM considerando o efeito mediador e também o coeficiente da CA em relação à variável dependente DEM (*path b*). Os resultados indicaram um coeficiente de regressão de 0,233 para o caminho direto (DMA e CA) e 0,473 para a relação entre CA e DEM. Ambas as relações também foram significativas para um intervalo de confiança de 95% ($t = 2,714$ / $p = 0,007$; $t = 5,512$ / $p = ,000$ - respectivamente).

Após a realização dos testes, foi calculado o valor total do caminho 'a' e 'b' (efeito indireto). Para isso, os valores foram multiplicados: $0,669 \times 0,473 = 0,315$. Esse valor representa quanto da relação entre DMA e DEM é mediada pela CA. Deste modo, compreende-se que, após a inserção do efeito mediador, o coeficiente de

regressão (beta) caiu de 0,549 para 0,315. Esse valor indica que há uma mediação, mas como é diferente de zero, tal mediação não é completa.

A partir desses valores, também é possível calcular a proporção da mediação, também chamada *Variance Accounted For* (VAF), dividindo-se o efeito direto pelo efeito total ($0,232/0,549 = 0,422$). O efeito mediado é dado por $1 - 0,422$, que equivale a 57%. Isso quer dizer que a mediação da CA explica aproximadamente 57% da relação entre DMA e DEM. Segundo Hair et al (2000) o mínimo aceitável para uma mediação parcial é 20%.

Em outros termos, é mais provável que o uso dos dados de marketing resultará em decisões efetivas da disciplina caso a organização saiba como adquirir, assimilar, transformar e explorar o conhecimento proveniente de tal ambiente digital. Deste modo, quase 60% do efeito do *digital marketing analytics* nas decisões efetivas de marketing não é dado de forma direta, mas por meio do desenvolvimento da capacidade absorviva. Em conclusão, todas as hipóteses deste trabalho foram aceitas. O QUADRO 11 apresenta um resumo do resultado do teste das hipóteses apresentadas.

QUADRO 11 - RESUMO DO TESTE E HIPÓTESES

Hipótese	Coefficiente de Regressão	p-valor	Resultado
H1: O uso do <i>digital marketing analytics</i> exerce uma influência positiva nas decisões efetivas de marketing.	0,402	0,000	Aceita
H2: Existe uma influência positiva no uso do <i>digital marketing analytics</i> na capacidade absorviva.	0,633	0,000	Aceita
H3: Existe uma influência positiva no uso da capacidade absorviva nas decisões efetivas de marketing.	0,334	0,002	Aceita
H4: A capacidade absorviva exerce um efeito de mediação entre a influência do <i>digital marketing analytics</i> e as decisões efetivas de marketing.	0,315	0,000	Aceita (mediação parcial)

FONTE: dados da pesquisa (2020).

Posteriormente, para analisar quanto do modelo pode explicar a variável dependente (DEM) foi analisado também o R^2 no SmartPLS 3®. É importante ressaltar que, como o cálculo do R^2 é feito para analisar a força de explicação que uma variável antecedente tem sobre uma variável dependente, as variáveis que não possuem antecessores no modelo (DMA) não apresentam tal valor estatístico. Os resultados podem ser observados na TABELA 13.

TABELA 13 - R ² E f ²		
Construto	R ²	f ²
DMA	-	0,12
CA	0,40	0,17
DEM	0,44	-

FONTE: Dados da pesquisa (2020).

Interpretando-se os valores, conclui-se que 40% da capacidade absorptiva da empresa é atribuída ao uso de dados digitais de marketing e 44% da efetividade das decisões de marketing são explicadas pelos dois antecessores: DMA e CA. Visto de outra forma, 66% das decisões efetivas de marketing são explicadas por outros fatores alternativos, que não correspondem aos antecedentes analisados neste trabalho.

Na tabela, constam também os valores de f². Eles foram analisados para uma inferência sobre qual dos dois antecessores poderia ser o mais importante para explicar a variável dependente. O cálculo foi realizado de forma manual segundo a fórmula: $f^2 = \frac{(R^2_{incluído} - R^2_{excluído})}{(1 - R^2_{incluído})}$. Nela, os valores de R² incluído, foram os mesmos apresentados na TABELA 13, que considera o modelo completo e da variável dependente (R² DEM = 0,44). Depois, foram calculados os valores de R² no SmartPLS 3® para cada construto excluindo-se primeiro a CA do modelo e, depois, com a exclusão do DMA. O resultado do R² nesses dois modelos alternativos foi respectivamente de 0,37 e 0,34. Colocando tais valores na fórmula, tem-se que CAf²=0,17 e DEMf²=0,12, como é indicado na TABELA 13.

Deste modo, pode-se dizer que ao incluir a CA no modelo, a explicação da variável dependente DEM aumenta em 17%, enquanto o DMA, sozinho, explica apenas 12%. Segundo Hair et al. (2000), ambos os efeitos são considerados moderados.

Em conclusão, o QUADRO 12 apresenta um resumo dos procedimentos estatísticos realizados neste trabalho, o objetivo, software e resultados de cada um.

QUADRO 12 - RESUMO DOS PROCEDIMENTOS ESTATÍSTICOS

(continua)

Procedimento	Objetivo	Software	Resultado
Exame da base de dados	Identificação de questionários que não correspondem à amostra, <i>missing values</i> e <i>outliers</i> .	Excel e SPSS v.25®	Remoção de 93 questionários resultando em 144 respostas válidas

(continua)

Procedimento	Objetivo	Software	Resultado
Shapiro-Wilk; Kolmogorov- Smirnova.; assimetria e curtose	Análise da normalidade dos dados para verificar se existe uma distribuição extrema das respostas	SPSS v.25®	Dados não-normais
Estatísticas descritivas: média, desvio padrão, pontos mínimo e máximo, coeficiente de dispersão	Ter uma compreensão mais ampla sobre o comportamento das variáveis	SPSS v.25® O coeficiente de dispersão foi calculado manualmente.	As estatísticas descritivas divergem bastante com relação a cada construto. Ver Seção 5.1.
<i>Common Method Bias</i> (Teste de Harman's Single Factor)	Aponta se a relação dos construtos apresenta alguma explicação alternativa	Análise fatorial exploratória com todas as variáveis sem rotação induzida no software SPSS v.25®	38,406% de variância cumulativa em todos os itens: não existe viés do método comum
Confiabilidade da escala: Alfa de Crombach e Confiabilidade Composta	Avaliação da consistência do instrumento de medida, indicando se cada item da escala mede o que se propôs a medir.	SmartPLS 3®	Todos os construtos apresentam confiabilidade composta e Alfa acima de 0,7: as escalas são confiáveis.
Validade Convergente: <i>outer loadings</i> e AVE	Quanto cada variável observável se relaciona positivamente com seus respectivos construtos.	SmartPLS 3® OBS: AVE com abordagem em duas etapas.	Valores satisfatórios para ambos os testes comprovando a validade convergente do modelo
Validade Discriminante: <i>cross loadings</i> ; Fornell e Larcker	Quanto os construtos se diferenciam uns dos outros.	SmartPLS 3® OBS: Fornell e Larcker com abordagem em duas etapas.	Valores satisfatórios para ambos os testes comprovando a validade discriminante do modelo
Colinearidade: VIF e TOL	Verificar se as variáveis são muito correlacionadas. TOL = severidade da colinearidade/ VIF = quanto um indicador não é explicado por outros indicadores do mesmo nível	SPSS v.25®	TOL = 1,667 VIF = 0,600 Não há colinearidade
Estatística <i>t</i> , p-valor e coeficientes de caminho (ou coeficiente beta ou cargas fatoriais)	Avaliar a relação entre os construtos para validar as hipóteses. A estatística <i>t</i> informa se a relação é significativa, o p-valor o intervalo de confiança que ela pode ocorrer e, o coeficiente de caminho, a correlação entre as variáveis.	SmartPLS 3® Bootstrapping com 5000 reamostragens	H1, H2 e H3 foram aceitas com um intervalo de confiança de 95% $\beta_{H1} = 0,402$ $\beta_{H2} = 0,633$ $\beta_{H3} = 0,334$
Baron e Kenny	Analisar o efeito mediador da capacidade absorviva	Regressões no SPSS v.25®	H4 foi aceita (mediação parcial) $\beta_{H4} = 0,315$
R ²	Analisar a força das relações. O R ² avalia a porção da variância das variáveis endógenas, que é explicada pelo modelo estrutural.	SmartPLS 3® OBS: abordagem em duas etapas.	40% da CA das empresas é atribuída ao DMA/ 44% das DEM são atribuídas ao DMA e à CA.

(conclusão)

Procedimento	Objetivo	Software	Resultado
f^2	O tamanho do efeito de cada variável independente sobre a dependente, ou quanto cada construto é “útil” para o ajuste do modelo. Possibilita uma comparação sobre qual contribui mais com a explicação das DEM.	Cálculo de R^2 total e R^2 com modelos alternativos no SmartPLS 3®. Cálculo do f^2 de forma manual.	CA= 17% (ao incluir a CA, a explicação das DEM aumenta 17%) DMA = 12% (sozinho, DMA explica 12% das DEM).

FONTE: a autora (2020).

O quadro apresenta um resumo dos procedimentos realizados nesta pesquisa nos softwares SPSS v.25® e SmartPLS 3®. Em suma, os dados deste trabalho são do tipo não-normais, mas isso não foi um impeditivo, pois a técnica de teste de hipóteses utilizada (modelagem de equações estruturais baseadas em covariância) não tem como pré-requisito a normalidade dos dados. Todas as escalas se mostraram instrumentos confiáveis, com valores de Alfa e Confiabilidade Composta dentro dos parâmetros estabelecidos. As variáveis também não apresentaram problemas de colinearidade, validade convergente ou discriminante. As hipóteses foram aceitas e foi identificada uma mediação parcial da CA na relação entre DMA e DEM.

A seguir, na discussão dos resultados, os valores encontrados no teste de hipótese são melhor interpretados.

5.6 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Os resultados apresentados anteriormente indicam que o modelo proposto atingiu o objetivo de verificar o efeito mediador da capacidade absorviva na relação entre o uso do *digital marketing analytics* e as decisões efetivas de marketing. Deste modo, todas as hipóteses propostas foram aceitas.

A primeira hipótese, sobre a influência do uso do DMA nas DEM, não só apresentou um impacto positivo e significativo entre as variáveis, como também apresentou um efeito forte. Esse resultado corrobora com os estudos apresentados na Seção 2.4.1, que dizem que a simples aquisição de informações mais confiáveis (e que não são baseadas em inferências) já é uma característica suficiente para que a empresa tome decisões mais assertivas (BROWN et al., 2011; ELBANNA e CHILD, 2007).

Este estudo vai além ao incorporar o contexto do marketing nessa relação. Com a transformação digital, os consumidores possuem mais voz, podem dar opiniões que se espalham globalmente (eWOM) e é possível monitorar o seu comportamento, entendendo sua localização, gostos particulares e etc. de forma assertiva. O digital também possibilitou melhores conexões com outros *stakeholders* e ampliou as fronteiras da concorrência. Esses fatores trazem mais oportunidades, mas também, mais desafios. A partir daí, com o uso de ferramentas de agregação, análise e interpretação de dados (DMA), as empresas podem fazer descrições, previsões e prescrições do negócio, a fim de tomar melhores decisões de marketing.

Dentre os aspectos que mais contribuem para o uso do DMA destaca-se a identificação de ideias ou tendências do negócio e a formulação de relatórios, para o reconhecimento de oportunidades que contribuam com a melhoria das atividades de marketing, incluindo registros dos consumidores para análises futuras. Esses aspectos são até mais relevantes do que análise dos dados das redes sociais e apresentação dos dados de maneira visual, como por meio de *dashboards*.

A segunda hipótese verificou a influência do *digital marketing analytics* na capacidade absorptiva. O resultado também foi positivo e significativo. Conclui-se que, quanto maior for o uso das ferramentas de agrupamento, análise e interpretação de dados de marketing, melhor a empresa conseguirá absorver-los para a organização, a fim de transforma-los em conhecimento útil para a melhoria de suas atividades. Em outras palavras, quanto mais informações confiáveis a empresa consegue obter, maior será sua capacidade de aprender. Isso comprova a característica cumulativa da capacidade absorptiva, em que, quanto maior for o processamento e interpretação dos dados, melhor ela conseguirá trabalhar utilizando-os a seu favor (COHEN e LEVINTHAL, 1990).

Dessa forma, se as ferramentas do DMA indicarem, por exemplo, a falta de algum produto no estoque, ou um aumento repentino de vendas de algum item devido ao impacto de alguma influência externa, como o coronavírus, elas poderão analisar rapidamente a situação, e incorporar o conhecimento para auferir alguma resposta, como a busca de novos fornecedores, aquisição de produtos similares, etc. Assim, se tal aprendizado for incorporado em suas rotinas, a próxima vez que for detectada alguma informação deste tipo, ela será mais capaz de tomar uma atitude assertiva.

Segundo Abbady et al. (2019), as empresas menores são mais capazes de desenvolver capacidades dinâmicas. Como a maioria das empresas desse estudo

eram pequenas, isso pode explicar um pouco sobre por que as médias da CA foram melhores que as do DMA. De um lado, as empresas menores podem ter processos menos rígidos, o que facilita a implementação dessa capacidade. De outro, empresas maiores possuem mais recursos e podem contratar profissionais mais qualificados (a maioria das empresas cujo gestor era de marketing, eram grandes empresas) e ferramentas para a análise de dados.

A terceira hipótese se propôs a verificar a influência da capacidade absorviva nas decisões efetivas de marketing. Novamente, o resultado foi positivo e significativo, o que sugere que quanto mais a empresa consegue incorporar o conhecimento externo, assimilando as informações e unindo-as com as internas, mais assertivas serão as decisões de marketing. Isto é, maior será a aptidão da empresa de lidar com mudanças de forma rápida, sendo mais eficaz que seus concorrentes, compreendendo os anseios de seus consumidores e respondendo a seus objetivos de marketing.

Inclusive, das variáveis observáveis, a que mais contribuiu para o construto DEM foi a velocidade das decisões. Essa constatação se faz relevante especialmente no ano de 2020, que foi marcado pela crise do coronavírus, em que a maioria das empresas teve que adaptar suas estratégias de marketing. Assim, as que puderam aprender e decidir rápido, especialmente sobre as mudanças do ambiente, apresentaram vantagens. Algumas, conseguiram até aumentar sua receita, mas, a maioria (51% dos respondentes da amostra), agiu de forma reativa.

O tamanho do efeito da CA sobre as DEM ($f^2 = 17\%$) foi maior do que o efeito entre DMA e DEM ($f^2 = 12\%$). Isso significa que, enquanto sozinho, o DMA explica 12% das DEM, a CA explica 17%. Portanto, é mais relevante que a empresa saiba buscar, disseminar e traduzir as informações do que apenas agrega-las e analisá-las. Logo, se um gestor quiser aumentar a efetividade das decisões de marketing e tiver que escolher entre a CA e o DMA, é preferível que ele foque na CA. Esse achado corrobora com os estudos de Cao et al. (2015); LaValle et al. (2011) e Wang, Byrd (2017) que ressaltam a importância do aprendizado dos dados pela organização.

A busca de informações do setor de atuação da empresa (aquisição), a colaboração entre as áreas (assimilação), a conexão do conhecimento externo com o interno para a geração de novas ideias (transformação) e a revisão e adaptação de tecnologias que facilitem o processamento das novas informações adquiridas (exploração) estão entre as variáveis observáveis que mais contribuíram para cada

dimensão e compõem os fatores que mais podem influenciar o desenvolvimento da CA.

Por exemplo: logo no início das restrições de funcionamento dos bares e restaurantes por causa do coronavírus, estabelecimentos que logo perceberam a tendência de *delivery* puderam trabalhar de forma mais proativa. Então, buscando a colaboração entre as áreas, alguns adaptaram seus horários de funcionamento para que não fosse preciso demitir funcionários, incluindo a opção de almoço, ao invés de apenas jantar. Também surgiram novas ideias, como a distribuição de pacotes de *happy hour* para grupos de amigos, em que todos recebiam um *kit* com cerveja e petiscos em casa e faziam a confraternização de forma *online*. Novos sistemas e tecnologias tiveram que ser utilizados para facilitar os meios de pagamento e manter um registro das vendas, para avaliar que novas práticas estavam sendo bem sucedidas e analisar possíveis cortes de despesas (SEBRAE, 2020a).

Por fim, a última hipótese foi a de verificar o efeito mediador da capacidade absorptiva entre o *digital marketing analytics* e as decisões efetivas de marketing. Seguindo os critérios de Baron e Kenny (1986), os resultados indicam a existência de uma mediação parcial. Ou seja, a mediação é potente, mas não é uma condição necessária para que sejam tomadas decisões de marketing mais efetivas. De qualquer forma, a proporção de mediação (57%) sugere que mais da metade do efeito do uso do *digital marketing analytics* resultante em decisões efetivas de marketing, só ocorre se a organização apresentar a capacidade absorptiva.

Portanto, a capacidade absorptiva apresenta um papel crítico para decisões efetivas na área de marketing. É importante que as organizações consigam agregar, assimilar, transformar e explorar o conhecimento, fazendo com que as informações externas, especialmente aquelas que se referem aos consumidores, ao mercado ou à rede de *network* da organização, sejam incorporadas e disseminadas por todos os setores, para que ela possa aproveitar esse recurso a fim de tomar decisões mais efetivas.

Encaminhar dados de performance diariamente para os tomadores de decisão, treinar funcionários para que eles saibam como lidar com as informações, criar sistemas e implementar tecnologias que facilitem respostas rápidas a tendências. Além de *feedbacks* em tempo real ou quase real aos tomadores de decisão e sistemas de comunicação interna, que facilitem o registro e propagação de informações, são

alguns de exemplos de práticas que podem ser implementadas para aprimorar o desenvolvimento da CA (ROSS et al., 2013).

Conforme os relatórios apresentados na Seção 4 (NEOTRUST, 2020; NIELSEN e ELO 2020), os consumidores estão cada vez mais digitais e muitas varejistas tiveram que mudar suas estratégias devido à crise. Deste modo, saber ou não como utilizar o conhecimento proveniente do ambiente digital pode ser um fator que diferencia as que conseguirão se adaptar, uma vez que empresas que até então não possuíam meios aprimorados para coletar, armazenar e utilizar dados, estão vendo a necessidade de implementar estratégias que englobam esses aspectos.

Os gestores relataram que perceberam melhorias na qualidade das decisões com o uso de estratégias de análise de dados. Mas, na prática, ainda precisam de mais esforços nesse sentido, já que as médias das questões sobre o uso do DMA foram bastante baixas. Particularmente, a interpretação dos dados, foi a dimensão que obteve pontos mínimos de respostas, indicando que há espaço para melhorias no que diz respeito a formulação de relatórios, técnicas estatísticas que auxiliam a prever padrões de consumo, etc.

Porém, apenas esperar que surjam novos conhecimentos a partir da aplicação mecânica de algoritmos que extraem dados em busca de padrões não será suficiente (VARADARAJAN, 2018). Serão necessários esforços maiores dos gestores para que cultura da organização facilite essas novas possibilidades, capacitando funcionários, registrando aprendizados, espalhando e transformando informações, em um processo contínuo de aprendizagem.

6 CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo geral verificar a influência do uso do *digital marketing analytics* em decisões efetivas de marketing mediadas pela capacidade absorviva. Nesse sentido, após a obtenção 144 respostas válidas de empresas de varejo que possuem atuação no marketing digital, constatou-se que existe uma mediação, mas esta, é parcial.

Isso significa que, para a empresa aproveitar ao máximo o potencial dos dados dos consumidores provenientes do ambiente digital, ela deve capturar e analisar tais informações, disseminá-las por toda as áreas da empresa para que não fique presa a apenas um setor, e fazer com que esse processo seja incorporado no seu dia-a-dia, virando rotina. Em outras palavras, é mais interessante que a empresa aprofunde o aprendizado sobre os dados de marketing do que amplie apenas a agregação, análise e interpretação deles.

Além disso, os objetivos específicos também foram atingidos. No primeiro, foi proposto verificar a influência do uso do *digital marketing analytics* nas decisões efetivas de marketing. Esse objetivo foi respondido com a H1, que apresentou um efeito positivo e significativo. Atingir esse objetivo contribui para colocar o uso de dados no centro de processos estratégicos, como o da tomada de decisão gerencial de marketing, justificando a necessidade de integração entre os gestores e os analistas de dados, especialmente em empresas maiores, que possuem mais setores.

Relacionar o conhecimento de marketing proveniente dos dados, que inclui informações a respeito dos consumidores, da rede de *network* da empresa, da empresa em si e do mercado, com decisões nesta mesma área, também auxilia a preencher a lacuna da falta de estudos de dados nessa disciplina, já que a maioria estava sendo realizada em TI (KOVALA et al., 2017).

O segundo objetivo específico, foi o de verificar a influência do *digital marketing analytics* na capacidade absorviva. Ele também foi atingido por meio da H2. Com isso, esta pesquisa contribui com a literatura das capacidades dinâmicas (especialmente a CA) no contexto do marketing, que foi uma área de interesse para mais pesquisas apontada na análise bibliométrica de Apriliyanti e Alon (2017), a fim de auxiliar na compreensão sobre como as empresas aprendem, já que o excesso de informações pode criar barreiras nas organizações.

O terceiro objetivo específico, de verificar a influência da capacidade absorptiva nas decisões efetivas de marketing, foi respondido com a H3. Tal compreensão auxilia especialmente no uso de novas informações externas no processo estratégico da empresa, auxiliando-a a compreender a tomar decisões efetivas mesmo em um cenário de crise, em que a rapidez é ainda mais necessária.

Finalmente, o quarto, de verificar o efeito mediador da capacidade absorptiva entre o *digital marketing analytics* e as decisões efetivas de marketing, foi atingido com a H4. A resposta deste objetivo contribui com a lacuna da falta de entendimento sobre como a utilização do *analytics* pode gerar valor para a organização (WANG et al., 2020). Uma vez que o efeito da CA em relação às DEM foi maior do que o efeito do DMA, entende-se que é mais interessante que as empresas invistam no aprendizado a partir dos dados do que na obtenção e agregação deles, o que pode ajudar a justificar os investimentos feitos nessa área. Conclui-se que, mais importante do que ter conhecimento, é saber aprender.

6.1 CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS

Seguindo as justificativas teóricas apresentadas na Seção 1.1.3, a importância do estudo de dados de marketing e sua relação com a tomada de decisão já vinha sendo evidenciada por diversos relatórios e *papers*. Isso, porque o uso de tais informações em larga escala para prever o comportamento humano está ganhando força e mudando a forma como são feitas relações comerciais entre as empresas e pesquisas (MARKETING SCIENCE INSTITUTE, 2018; GEORGE, HAAS e PENTLAND, 2014).

Deste modo, este estudo avança na compreensão sobre como os dados de marketing digital possibilitam os responsáveis por essa área em empresas de varejo a tomarem decisões que vão de encontro com seus objetivos, por meio da absorção de novos conhecimentos proporcionados pelo DMA. Assim, uma grande contribuição desse estudo é colocar a análise de dados de marketing como uma atividade gerencial de importância estratégica.

Conforme o colocado por Kovala et al. (2017), a grande maioria dos estudos não incorpora o DMA na estratégia de marketing, apenas em algumas ações táticas isoladas. E, como a qualidade das decisões é o fator mais importante para uma estratégia de sucesso (WIERENGA, 2011), esse estudo contribui para destacar a

relevância do tema na estratégia das organizações, especialmente num momento em que as empresas tiveram que aprimorar suas estratégias digitais devido à crise do coronavírus. Além disso, decisões não são processos isolados (LANGLEY et al., 1995), o que significa que uma melhor decisão de marketing pode ter um impacto positivo em toda a empresa.

Os achados desta dissertação também corroboram com a literatura e reforçam a necessidade de melhorar o processo de investigação dos dados para que sejam transformados em decisões que agregam valor para a organização (CAO et al., 2015; ELLIS, 2014; KOVALA, 2017; SHARMA et al., 2014; WANG e BYRD, 2017).

Wang et al (2019) pontuaram que usar dados com outras capacidades analíticas é o melhor caminho para consumidores mais satisfeitos. Porém, os autores não determinaram especificamente quais capacidades seriam estas. De forma similar, Abbady et al. (2019) relatam que capacidades dinâmicas contribuem para decisões efetivas a partir da análise de dados. Mas, os autores também não indicaram que capacidades dinâmicas. Este trabalho corrobora ambos os anteriores colocando a capacidade absorptiva como mediadora desta relação.

Além disso, o efeito positivo e direto entre DMA e DEM comprova que o uso de dados de marketing pode trazer informações assertivas sobre o comportamento de compra e levar a decisões efetivas dentro da organização. Portanto, um ambiente voltado para a aquisição, integração e análise de dados, ao trazer informações mais confiáveis, já ajuda nos resultados da empresa (CHEN et al., 2012; ELBANNA e CHILD 2007, ELLIS, 2014; GEORGE, HAAS e PENTLAND, 2014; JÄRVINEN, 2016; LAVALLE et al., 2011; SUN, STRANG e FIRMIN, 2017; WANG e BYRD, 2017).

Esta pesquisa também contribui para a corrente de pesquisa intraorganizacional sobre a CA, pois relaciona o conhecimento externo - proveniente dos dados - com o interno, para que se transforme em decisões efetivas de marketing. Pesquisas deste tipo foram desejadas na literatura (APRILIYANTI e ALON; 2017). O trabalho também reforça a teoria das capacidades dinâmicas (TEECE, PISANO e SHUEN, 1997), em que a transformação de recursos (nesse caso os recursos provenientes do DMA que são transformados em aprendizado por meio da CA) é uma importante vantagem competitiva para as organizações.

Em concordância com Cohen e Levinthal (1990), se a empresa possui uma grande base de conhecimento específico e passa a agregar mais conhecimento proveniente de informações fidedignas, deverá registrar boas melhorias. Ou seja, a

CA depende também do acúmulo de conhecimento feito pela organização. Como a maioria da amostra deste estudo são empresas que já atuam no mercado há algum tempo (mais de 10 anos), isso justifica as boas médias observadas nesse construto, já que a expertise adquirida em anos de trabalho é combinada com o conhecimento adquirido externamente.

O trabalho mostra também a importância do marketing para as empresas. Isso é significativo porque muitos estudos que consideram o uso do DMA estavam sendo realizados na disciplina de TI. E, apesar de haver correspondências entre essas duas áreas, a pesquisa evidencia especificamente a relevância do conhecimento proveniente do marketing, que é gerado dentro e fora da organização - incluindo informações sobre as preferências dos consumidores e tendências do negócio – para a obtenção de melhores resultados (KOVALA, 2017).

O contexto da aplicação do estudo é de extrema importância para a literatura do *analytics*, uma vez que outras pesquisas já haviam indicado a importância do uso do DMA na tomada de decisão, mas não por meio de um estudo quantitativo de marketing. Wang e Byrd (2017), por exemplo, estudaram a temática, porém, no contexto da saúde. Kovala et al (2017) realizaram um estudo qualitativo sobre a importância da análise de dados para a tomada de decisão. Este trabalho corrobora com a dos autores ao aprofundar seus estudos, já que foram feitos fora do contexto do ambiente de negócios ou com uma amostra pequena e pouco representativa.

Além disso, o contexto do varejo também é relevante, pois a venda de produtos e serviços de forma *online* e em plataforma de *e-commerce* amplia as fronteiras das vendas realizadas apenas em lojas físicas, trazendo novas possibilidades. Porém, esse fator também é o responsável por aumentar a concorrência, o que faz com que as empresas precisem estar mais atentas ao desenvolvimento vantagens competitivas. Logo, essa pesquisa fornece uma base para outros estudos que possam aprofundar as melhores estratégias de uso do DMA (SHUKLA, 2008).

Por ser uma temática nova, o desenvolvimento conceitual dos temas foi aprofundado, oferecendo uma revisão da literatura entre os diferentes construtos. Destaca-se a estruturação e definição do DMA como um tipo de conhecimento de marketing distinto e seu contraste com relação a outros termos do mesmo âmbito referentes ao *analytics*, já que ainda há falta de clareza e há divergências sobre seus significados na literatura. Além da conceituação, o modelo teórico deste trabalho

evidencia como o DMA possibilita decisões efetivas de marketing, tanto por um efeito direto, mas principalmente por meio da capacidade absorativa.

Ademais, este estudo ajuda a consolidar as escalas de DEM, DMA e CA. Especialmente as duas primeiras, já que, por serem bastante recentes e não existirem muitas pesquisas na literatura, a operacionalização do construto fornece o primeiro passo para a construção de um corpo de conhecimento sobre o valor comercial e eficácia do uso dos dados pelas organizações. Os questionários demonstraram ser instrumentos confiáveis de medida, com consistência interna AVE, Alfa, confiabilidade composta dentro dos parâmetros e validades discriminante e convergente.

6.2 CONTRIBUIÇÕES PRÁTICAS

Estudos anteriores já apontaram que muitas empresas não estavam conseguindo administrar o grande volume de informações obtidas e o benefício do uso do DMA não estava claro (ADOBE, 2013; GHASEMAGHAEI E CALIC, 2019; JÄRVINEN e KARJALUOTO, 2015). Nesse sentido, os resultados dessa pesquisa indicam que o uso de dados digitais de marketing pode sim gerar benefícios para as empresas, levando a decisões em concordância com os objetivos que ela possui.

Isso é verdadeiro especialmente se a organização for capaz de implementar processos e sistemas que auxiliem o reconhecimento de novas informações e facilitem o uso delas para fins comerciais, ou seja, por meio da capacidade absorativa. As práticas que mais podem auxiliar os gestores nesse processo são: incentivar os colaboradores a buscar fontes de informação do setor de atuação da empresa, incentivar a colaboração entre as áreas para a resolução de problemas, conectar o conhecimento externo ao interno e adaptar as tecnologias existentes para facilitar o processo de aprendizagem.

Inclusive, no que diz respeito à colaboração entre as áreas, a importância da disseminação do conhecimento na organização, é um aspecto de atenção para as organizações que enxergam a terceirização como uma solução para lidar com os dados (QUINN et al., 2016). Isso, porque as informações não devem ficar restritas a apenas algumas pessoas ou áreas na empresa, especialmente porque a tomada de decisão efetiva envolve múltiplos indivíduos (SHARMA et al., 2014). Deste modo, se não forem implementados processos de transferência de conhecimento, é possível que a empresa acabe desperdiçando recursos ao contratar uma terceira. Na amostra

deste trabalho, a maioria das empresas possuía uma ou mais de uma agência de publicidade.

Para Kowalczyk (2017), essa é a principal causa de o potencial dos dados estar inexplorado: as informações não estão chegando até os tomadores de decisão. Esse estudo indica a necessidade de sistemas que integrem as diferentes áreas da organização para que elas não acabem isoladas nos chamados “silos”. Porém, os gestores responderam que esperam que haja colaboração entre as diversas áreas da empresa, o que demonstra que já existe uma preocupação com o desenvolvimento dessa habilidade.

Apesar disso, a variabilidade das respostas sugere que, enquanto algumas empresas estão conseguindo aproveitar o conhecimento gerado (do mercado, específico da empresa e dos consumidores), outras parecem estar com dificuldades. A coleta, o armazenamento e a interpretação dos dados para decisões efetivas, podem melhorar.

É preciso aprofundar a compreensão a respeito de como adquirir informações confiáveis e específicas sobre os dados dos consumidores e armazenar isso em um registro que auxilie decisões futuras. Para aprender e traçar padrões, é preciso ter informações ao longo do tempo (DAY, 1994), como o histórico de compras dos consumidores, por exemplo. Então, registrar o conhecimento em banco de dados e deixa-lo disponível para outros colaboradores, pode contribuir com decisões futuras.

Em suma, corroborando com Kovala et al. (2017), a capacidade de fazer com que a informação proveniente dos dados resulte em decisões efetivas de marketing depende da empresa conseguir superar alguns obstáculos organizacionais, que poderiam impedir a integração desse novo conhecimento de marketing. Nesse caso, é preciso avaliar se as estruturas, os processos e a cultura da empresa estão alinhados ao uso desses novos conhecimentos.

Os gestores precisam entender que, apenas reagir aos anseios dos consumidores ou às mudanças de mercado não é a melhor estratégia. A maioria das empresas relatou ter tomado alguma atitude para sobreviver à crise do coronavírus, por exemplo. Porém, apenas sobreviver não deve ser a resposta. É preciso estar à frente, olhando apara as mudanças do ambiente e buscando aproveitá-las, desenvolvendo novas formas de pensar para atingir novas posições no mercado. Não registrar os aprendizados (como os da pandemia) para a utilização no futuro, pode ser um grande erro.

Este estudo também corrobora com outros (como Brown et al., 2011 e Kane et al., 2015), que relatam que o aumento de tecnologia por si só não é suficiente para a melhoria das decisões. É necessário assegurar que ela sabe aprender. O uso de ferramentas de agregação, análise e interpretação de dados apresenta um valor muito maior se combinado à CA. Deste modo, para ser eficaz, a implementação do DMA requer mudanças organizacionais. A integração do conhecimento gerado pelo DMA, que deve fazer parte das rotinas da organização, é bastante importante para o sucesso das estratégias que englobam os dados de marketing, como por meio de relatórios ou pela constante busca de tendências.

Isso demandará investimentos e, é especialmente importante promover treinamento para os colaboradores, para que eles saibam o que fazer com esse novo conhecimento, com exemplos factíveis sobre como a utilização dos dados pode contribuir para a realização de problemas. O estudo mostra que o DMA pode contribuir para diversas possibilidades que poderão guiar a organização com decisões que podem mudar seu rumo, gerando novas oportunidades para os gestores e indo muito além das plataformas que essas informações foram coletadas.

Ademais, por se tratar de uma capacidade dinâmica, o desenvolvimento da CA é comprovado por este trabalho como uma importante vantagem competitiva para a organização. Muitas empresas já vêm aplicando o conceito de colocar o consumidor no centro dos processos (HARMELING et al.; 2017). Mas, segundo os resultados dessa pesquisa, melhor do que apenas compreender suas vontades, é saber analisar, entender, disseminar o conhecimento e aplicar as novas informações, o que pode auxiliar inclusive no desenvolvimento de outras capacidades na organização. Especialmente em ambientes de maior concorrência, os que possuem informações mais assertivas devem se sobressair (POPOVIČ et al., 2012).

Assim, os gestores devem ter paciência no processo e entender que não adianta apenas analisar o resultado das vendas do trimestre e tirar conclusões a partir disso. É necessário fazer esse tipo de análise sempre, tornar isso uma rotina. O papel dos gestores então é o de incorporar esses processos, promovendo processos em que as informações no ambiente digital são diariamente coletadas e disseminadas na organização e incorporadas. Então, será possível tomar decisões em concordância com os interesses próprios da organização, de seus consumidores, sua rede e o mercado.

O varejo, por ser um setor que está em contato direto com o consumidor final e pela aceleração das estratégias digitais no ano de 2020, pode se beneficiar muito desses achados. Atividades como o monitoramento das redes sociais ou o *web analytics* possibilitam mais clareza sobre quais produtos estão em falta, quais estão sendo mais pedidos pelos consumidores, que tendências de consumo estão sendo registradas, tendências do mercado, dos concorrentes, etc.

Um aspecto dos dados que deve ser levado em conta pelas organizações é o da velocidade. Nesse sentido, a maioria das empresas da amostra parece estar tendo certa agilidade para responder a eventos inesperados. Isso indica que é possível implementar estratégias assertivas em tempo real ou quase real, aumentando as vendas e gerando mais valor para a organização como um todo, como fez a Seven Eleven, ao monitorar as tendências e espalhar painéis com diversas informações relevantes sobre que produtos vender de acordo com o histórico de compras do público, condições climáticas e etc.

Isso pode inclusive auxiliar as organizações a economizarem recursos, já que a utilização dos dados também permite a realização de um marketing personalizado, que fale diretamente com quem se deseja, com vantagens como a delimitação geográfica, segmentação por gênero, idade, etc. (BROWN et al., 2011). Além disso, especialmente em um mundo globalizado, estar em contato com os diferentes grupos de interesse do negócio ajuda a organização a atuar de forma proativa, e não reativa (SHUKLA, 2008; DAY, 1994), e esse trabalho comprova isso.

6.3 LIMITAÇÕES DA PESQUISA

Este estudo possui alguns pontos de atenção. Em primeiro lugar, na aplicação do questionário, o campo de estudo foram lojas de varejo de diversos setores e tamanhos por todo o país. Diferentes setores podem apresentar diferentes necessidades e objetivos ao implementar soluções com o uso do DMA e, por isso, a generalização dos resultados é limitada. Além disso, mesmo com uma amostra dentro dos padrões de análise quantitativos, ela não representa a voz de todas as empresas, mas fornece uma orientação sobre o provável comportamento das organizações (SHUKLA, 2008).

O ano de 2020 também apresentou um cenário adverso, em que a maioria das empresas tiveram que se adaptar. Mais da metade dos respondentes relatou que

mudou sua estratégia de vendas nesse ano, como incremento das vendas *online* ou por *delivery*, por exemplo, o que também pode ter influenciado as respostas. Segundo Dean e Sharfman (1996), o fator ambiental influencia as decisões e, infelizmente, este não pôde ser controlado.

Outra limitação é que foram coletadas respostas de apenas um profissional em cada organização, que pode gerar viés do método comum. Embora não tenha sido evidenciado nenhum viés no teste estatístico e outras técnicas tenham sido utilizadas para amenizá-lo, não se pode ter certeza que o problema não ocorreu (PODSAKOFF et al., 2003).

Uma terceira restrição é que, enquanto a tomada de decisão é um bom ponto de partida, não é possível ter certeza da implementação e do sucesso dessa decisão (SHARMA et al., 2014). Finalmente, outros estudos (ex: Järvinen, 2016) já evidenciaram que investigações que envolvem o DMA são mais adequadas quando deseja-se analisar eventos recentes. Deste modo, não é possível afirmar que os achados refletem uma realidade de longo prazo sobre a melhoria dos resultados da empresa.

6.4 SUGESTÕES DE ESTUDOS FUTUROS

Esta pesquisa ressaltou a importância da CA como uma forma pela qual as empresas possam utilizar melhor o potencial dos dados. Porém, quais práticas podem ser mais efetivas? O uso de *dashboards* ou a formulação de um banco de informações? Pesquisas futuras podem buscar compreender melhor essas questões. Neste âmbito, incluem-se pesquisas qualitativas, que podem fornecer pistas sobre as melhores ferramentas para que o conhecimento nas organizações seja absorvido, uma vez que as opções são bastante diversas.

Apesar de existirem estudos que indiquem que o conceito de decisão efetiva de marketing está relacionado com a melhoria do desempenho da organização, estudos futuros também podem analisar tal relação para entender melhor como o uso dos dados se relaciona com essa variável, uma vez que essa é uma preocupação central das organizações (SLATER, HULT, OLSON; 2010).

Além disso, conforme o que foi dito nas limitações do trabalho, pesquisas que considerem outros fatores que sirvam como facilitadores, mediadores ou moderadores do caminho proposto podem ser bem-vindas. Por exemplo: recursos humanos (as

habilidades analíticas dos tomadores de decisão de agregação e interpretação dos dados), fatores próprios da organização (cultura, outras capacidades dinâmicas, separação por porte ou setor das empresas), fatores ambientais (turbulência de mercado ou intensidade competitiva), etc. Deste modo, será possível captar as interações do DMA com outros elementos organizacionais e ambientais para criar ainda mais valor aos negócios.

A grande variabilidade dos pontos mínimos e máximo das respostas deste trabalho (estatísticas descritivas – Seção 5.1) comprova a necessidade de buscar outros fatores que podem influenciar o modelo estrutural. Outras pesquisas já indicaram que empresas maiores podem ter acesso a um número maior de dados, além de profissionais mais qualificados, específicos para essa função. O contexto que a empresa está inserida, também afeta a sua capacidade de absorção do conhecimento. Por isso, uma investigação nesse sentido pode ser interessante (APRILIYANTI e ALON, 2017; BROWN et al., 2011).

Como a pesquisa foi realizada no ano de 2020, que apresentou um cenário de muitas mudanças devido ao coronavírus, pode ser interessante aplicar a pesquisa em outro(s) período(s), para avaliar se as empresas evoluíram quanto à análise digital ou não. Nesse sentido, uma pesquisa com design longitudinal será capaz de indicar a mudança de comportamento das empresas ao longo do tempo (SHUKLA, 2008). As empresas que tiveram que se reinventar durante o coronavírus conseguiram continuar inovando ao usar o potencial oferecido pelos dados? Este é um exemplo de questão que pode ser respondido por um estudo deste tipo.

REFERÊNCIAS

ABBADY, M. A. S.; AKKAYA, M.; SARI, A. Big data governance, dynamic capability and decision-making effectiveness: Fuzzy sets approach. **Decision Science Letters**, v. 8, n. 4, p. 429–440, 2019.

ALI, M.; KAN, K. A. S.; SARSTEDT, M. Direct and configurational paths of absorptive capacity and organizational innovation to successful organizational performance. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 11, p. 5317-5323, 2016.

ALI, M.; PARK, K. The mediating role of an innovative culture in the relationship between absorptive capacity and technical and non-technical innovation. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 5, p. 1669-1675, 2016.

ALNUAIMI, T.; GEORGE, G. Appropriability and the retrieval of knowledge after spillovers. **Strategic Management Journal**, v. 37, n. 7, p. 1263–1279, 2016.

ANDREOU, P. C., LOUCA, C., & PETROU, A. P. Organizational learning and corporate diversification performance. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 9, p. 3270-3284, 2016.

APPIO, F. P. et al. Patent Portfolio Diversity and Firm Profitability: A question of specialization or diversification? **Journal of Business Research**, v. 101, p. 255-267, 2019.

APRILIYANTI, I. D.; ALON, I. Bibliometric Analysis of Absorptive Capacity. **International Business Review**, v. 26, n. 5, p. 896–907, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ibusrev.2017.02.007>>. Acesso em: 20 nov. 2019.

ARBUSSÀ, A.; COENDERS, G. Innovation Activities, Use of Appropriation Instruments and Absorptive Capacity: Evidence From Spanish Firms. **Research Policy**, v. 36, n. 10, p. 1545-1558, 2007.

AZAM, A.; BOARI, C.; BERTOLOTTI, F. Top management team international experience and strategic decision-making. **Multinational Business Review**, v. 26, n. 1, p. 50–70, 2018.

BARNEY, J. Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. **Journal of Management**, v.17, n.1, p.99-120, 1991.

BARON, R. M.; KENNY, D. A. The moderator–mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. **Journal of personality and social psychology**, v. 51, n. 6, p. 1173, 1986.

BASOLE, R. C.; SEUSS, C. D.; ROUSE, W. B. IT innovation adoption by enterprises: Knowledge discovery through text analytics. **Decision Support Systems**, v. 54, n. 2, p. 1044–1054, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2012.10.029>>. Acesso em: 15 jan 2020.

BIGDATACORP; PAYPAL. **O perfil e-commerce brasileiro**. [S.l.], 2020.

BLOOMBERG BUSINESSWEEK. **The current state of business analytics: where do we go from here?** Bloomberg Businessweek Research Services. Nova Iorque, 2011. Disponível em: <https://www.sas.com/content/dam/SAS/bp_de/doc/studie/ba-st-the-current-state-of-business-analytics-2317022.pdf>. Acesso em: 9 dez 2019.

BOONS, M.; STAM, D. Crowdsourcing for innovation: How related and unrelated perspectives interact to increase creative performance. **Research Policy**, v. 48, n. 7, p. 1758-1770, 2019.

BROWN, B.; CHUL, M.; MANYIKA, J. Are you ready for the era of “big data”? **McKinsey Quarterly**, v.4, n. 1, 2011.

CAMISÓN, C.; FORÉS, B. Knowledge absorptive capacity: New insights for its conceptualization and measurement. **Journal of Business Research**, v. 63, n. 7, p. 707–715, 2010. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbusres.2009.04.022>>. Acesso em: 13 jan. 2020

CAO, G.; DUAN, Y.; LI, G. Linking Business Analytics to Decision Making Effectiveness: A Path Model Analysis. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 62, n. 3, p. 384–395, 2015.

CEPEDA-CARRION, I., LEAL-MILLÁN, A. G., MARTELO-LANDROGUEZ, S.; LEAL-RODRIGUEZ A. L. Absorptive capacity and value in the banking industry: A multiple mediation model. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 5, p. 1644-1650, 2016.

CHAFFEY, D.; PATRON, M. From web analytics to digital marketing optimization: Increasing the commercial value of digital analytics. **Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice**, v. 14, n. 1, p. 30–45, 2012.

CHEN, C. J., LIN, B. W., LIN, Y. H., & HSIAO, Y. C. Ownership structure, independent board members and innovation performance: A contingency perspective. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 9, p. 3371-3379, 2016.

CHEN, H.; CHIANG, R. H. L.; STOREY, V. C.; ROBINSON, J. M. Special Issue: Business Intelligence Research Business Intelligence and Analytics: From Big Data To Big Impact. **MIS Quarterly**, v. 36, n. 4, p. 1165–1188, 2012. Disponível em: <www.freakonomics.com/2008/02/25/hal-varian-answers-your-questions/>. .

CIELO. **Boletim Cielo exclusivo**: impacto do COVID-19 no varejo brasileiro. São Paulo, 2020. Disponível em: < <https://www.cielo.com.br/boletim-cielo-varejo/> > Acesso em: 28 abr. 2020

COHEN, W. M.; LEVINTHAL, D. A. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation. **Administrative Science Quarterly**, v. 35, n. 1, p. 128, 1990.

COLOMBELLI, A.; QUATRARO, F.. New firm formation and regional knowledge production modes: Italian evidence. **Research Policy**, v. 47, n. 1, p. 139-157, 2018.

CORBETTA, P. **Social research: theory, methods and techniques**. London: Sage. p. 117-163, 2003.

COSTA, J. C. N. **Capacidade absorptiva e desempenho organizacional: a influência mediadora das capacidades de marketing e dos desempenhos operacionais**. 2018. 169 f. Tese (Doutorado em Estratégia de Marketing) - Setor de Ciências Sociais Aplicadas. Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2018. Disponível em: <<https://acervodigital.ufpr.br/handle/1884/55284?show=full>>. Acesso em: 13 jul 2020

CRESWELL, J. W. **Research Design. Qualitative, quantitative and Mixed Methods Approaches**. 4. ed. Londres: SAGE Publications, 2014.

D'ANGELO, A.; GANOTAKIS, P.; LOVE, J. H. Learning by exporting under fast, short-term changes: The moderating role of absorptive capacity and foreign collaborative agreements. **International Business Review**, v. 29, n. 3, p. 101687, 2020.

DAVENPORT, T. H., HARRIS, J. G.; **Analytics and Big Data: The Davenport Collection**. 1. ed. Watertown: Harvard Business Review, 2014.

DAY, G. S. Continuous Learning About Markets. **California Management Review**, v. 36, n. 4, p. 9–31, 1994.

DEAN, J. W.; SHARFMAN, M. P. Does decision process matter? A study of strategic decision-making effectiveness. **Academy of Management Journal**, v. 39, n. 2, p. 368–396, 1996.

DELEN, D., **Real-World Data Mining: Applied Business Analytics and Decision Making**, FT Press, Upper Saddle River, New Jersey, 2014.

DHAMI, M. K.; THOMSON, M. E. On the relevance of Cognitive Continuum Theory and quasirationality for understanding management judgment and decision making. **European Management Journal**, v. 30, n. 4, p. 316-326, 2012.

DUAN, Y.; CAO, G.; EDWARDS, J. S. Understanding the impact of business analytics on innovation. **European Journal of Operational Research**, v. 281, n. 3, p. 673-686, 2020.

EDWARDS, R.; FENWICK, T. Digital analytics in professional work and learning. **Studies in Continuing Education**, v. 38, n. 2, p. 213–227, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/0158037X.2015.1074894>>. Acesso em: 15 dez 2019.

EISENHARDT, K. M.; ZBARACKI, M. J. Strategic decision making. **Strategic Management Journal**, v. 13, n. 2, p. 17–37, 1992.

ELBANNA, S. Strategic decision-making: Process perspectives. **International Journal of Management Reviews**, v. 8, n. 1, p. 1–20, 2006.

ELBANNA, S.; CHILD, J. The influence of decision, environmental and firm characteristics on the rationality of strategic decision-making. **Journal of Management Studies**, v. 44, n. 4, p. 561–591, 2007.

ELLIS, S.; BROWN, M. **Hacking growth: how today's fastest-growing companies drive breakout success**. Nova Iorque: Currency, 2017.

EMPRESÔMETRO. **O comércio varejista em números**. [S.l.], 2019.

FELIPE, C. M., LEIDNER, D. E., ROLDÁN, J. L., LEAL-RODRÍGUEZ, A. L. Impact of its capabilities on firm performance: the roles of organizational agility and industry technology intensity. **Decision Sciences**, v. 51, n. 3, p. 575-619, 2020.

FERRERAS-MÉNDEZ, J. L.; FERNÁNDEZ-MESA, A.; ALEGRE, J. The relationship between knowledge search strategies and absorptive capacity: A deeper look. **Technovation**, v. 54, p. 48-61, 2016.

FGV - FACULDADE GETÚLIO VARGAS. **Índice de Confiança**, [S.l.], 2020a. Disponível em: <<https://portalibre.fgv.br/sondagens-e-indices-de-confianca>>. Acesso em: 10 out 2020

FGV - FACULDADE GETÚLIO VARGAS. **Pandemia Provocou queda na renda e aumento da desigualdade trabalhista**. Disponível em: <<https://portal.fgv.br/noticias/pandemia-provocou-queda-renda-e-aumento-desigualdade-trabalhista>>. Acesso em: 19 nov. 2020

FIELD, A. **Descobrimos a estatística com SPSS**. 2º ed. Porto Alegre: Artmed Editora, 2009.

FIGUEIREDO, P. N.; COHEN, M. Explaining early entry into path-creation technological catch-up in the forestry and pulp industry: Evidence from Brazil. **Research Policy**, v. 48, n. 7, p. 1694-1713, 2019.

FINK, L.; YOGEV, N.; EVEN, A. Business intelligence and organizational learning: An empirical investigation of value creation processes. **Information and Management**, v. 54, n. 1, p. 38–56, 2017. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.im.2016.03.009>>. Acesso em 13 fev. 2020.

FLATTEN, T. C.; ENGELEN, A.; ZAHRA, S. A.; BRETTEL, M. A measure of absorptive capacity: Scale development and validation. **European Management Journal**, v. 29, n. 2, p. 98–116, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.emj.2010.11.002>>. Acesso em: 20 dez. 2020.

FORES, B.; CAMISON, C. Does incremental and radical innovation performance depend on different types of knowledge accumulation capabilities and organizational size? **JOURNAL OF BUSINESS RESEARCH**, v. 69, n. 2, p. 831–848, 2016.

FORNELL, C.; LARCKER, D. F. Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. **Journal of Marketing Research**, v. 18, n. 1, p. 39–50, 1981.

FRANSES, P. H.; PAAP, R. **Quantitative Models in Marketing Research**. Cambridge: Cambridge University Press, 2001.

FREDRICH, V.; BOUNCKEN, R. B.; KRAUS, S. The race is on: Configurations of absorptive capacity, interdependence and slack resources for interorganizational learning in coopetition alliances. **Journal of Business Research**, v. 101, p. 862-868, 2019.

FREUND, J. **Estatística Aplicada**. Bookman ed. Porto Alegre, 2006.

GEORGE, G.; HAAS, M. R.; PENTLAND, A. From the editors: Big Data and Management. **Anthropologica**, v. 56, n. 1, p. 1–2, 2014.

GEORGE, G.; ZAHRA, S.A.; WHEATLEY, K.K.; KHAN, R. The effects of alliance portfolio characteristics and absorptive capacity on performance. A study of bio-technology firms. **The Journal of High Technology Management Research**, v.12, n.2, p. 205–226. 2001

GERKE, A.; DICKSON, G.; DESBORDES, M.; GATES, S. et al. The role of interorganizational citizenship behaviors in the innovation process. **Journal of Business Research**, v. 73, p. 55-64, 2017.

GHASEMAGHAEI, M.; CALIC, G. Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights. **Journal of Business Research**, v. 104, n. 3, p. 69–84, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.006>>. Acesso em: 14. dez. 2019.

GRAÑA, F. M.; BENAVIDES-ESPINOSA D. M.; ROIG-DOBÓN, S. Determinants of silent and explicit industrial design. **Journal of Business Research**, v. 88, p. 314-320, 2018.

GRAVETTER, F., WALLNAU, L. B., FORZANO, L. A. B., WITNAUER, J. E. **Essentials of statistics for the behavioral sciences**. Stamford: Cengage Learning, 2020.

HAIR, J.; HULT, G. T.; RINGLE, C. M.; SARSTEDT, M. **A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling**. Singapore, 2013.

HAIR, J. F. Knowledge creation in marketing: The role of predictive analytics. **European Business Review**, v. 19, n. 4, p. 303–315, 2007.

HAIR, J. F., BUSH, R. P., e ORTINAU, D. J. **Marketing research**. Nova Iorque: McGraw-Hill Higher Education, 2008.

HAIR, J. F.; GABRIEL, M. L. D. S.; PATEL, V. K. AMOS Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM): Guidelines on its Application as a Marketing Research Tool. **Revista Brasileira de Marketing**, v. 13, n. 02, p. 44–55, 2014. Disponível em: <<http://www.revistabrasileirmarketing.org/ojs-2.2.4/index.php/remark/article/view/2718>>. Acesso em: 14 fev. 2020.

HAIR, J. J. F.; BLACK, W. C.; SANT'ANNA, A. S. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2000.

HARMELING, C. M.; MOFFETT, J. W.; ARNOLD, M. J.; CARLSON, B. D. Toward a theory of customer engagement marketing. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 45, n. 3, p. 312–335, 2017.

HART, T. A.; GILSTRAP, J. B.; BOLINO, M. C. Organizational citizenship behavior and the enhancement of absorptive capacity. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 10, p. 3981-3988, 2016.

HAUSER, W. J. Marketing analytics: The evolution of marketing research in the twenty-first century. **Direct Marketing: An International Journal**, v. 1, n. 1, p. 38–54, 2007.

HERNANDEZ-PERLINES, F.; MORENO-GARCIA, J.; YANEZ-ARAQUE, B. Using fuzzy-set qualitative comparative analysis to develop an absorptive capacity-based view of training. **Journal Of Business Research**, v. 69, n. 4, p. 1510–1515, 2016.

HERTENSTEIN, P.; WILLIAMSON, P. J. The role of suppliers in enabling differing innovation strategies of competing multinationals from emerging and advanced economies: German and Chinese automotive firms compared. **Technovation**, v. 70, p. 46-58, 2018.

HO, R. **Handbook of univariate and multivariate data analysis and interpretation with SPSS**. Brighton: CRC press, 2006.

HOOTSUIT. **We are Social**. Global Report. Nova Iorque, 2019. Disponível em: <<https://wearesocial.com/global-digital-report-2019>>. Acesso em: 12 nov. 2020.

HOWELL, A. Agglomeration, absorptive capacity and knowledge governance: implications for public–private firm innovation in China. **Regional Studies**, v. 54, n. 8, p. 1069-1083, 2020.

HUHTALA, J. P. et al. Market orientation, innovation capability and business performance: Insights from the global financial crisis. **Baltic Journal of Management**, v. 9, n. 2, p. 134–152, 2014.

HULLOVA, D., TROTT, P., SIMMS, C. D. Uncovering the reciprocal complementarity between product and process innovation. **Research policy**, v. 45, n. 5, p. 929-940, 2016.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa Mensal de Comércio - PMC**, S.I., 2020a. Disponível em <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/comercio/9227-pesquisa-mensal-de-comercio.html?=&t=destaques>>. Acesso em: 12 out 2020.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua - PNAD Contínua**, [S.I.] 2020b. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/9173-pesquisa-nacional-por-amostra-de-domicilios-continua-trimestral.html?=&t=series->

historicas&utm_source=landing&utm_medium=explica&utm_campaign=desemprego>. Acesso em: 28/01/2021

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pulso Empresa**: O IBGE Apoiando o Combate à COVID-19, S.I.J, 2020c. Disponível em:<<https://covid19.ibge.gov.br/pulso-empresa/>>. Acesso em: 20 dez 2020

JANSEN, J. J. P.; BOSCH, F. A. J. VAN DEN; VOLBERDA, H. W. Managing potential and realized absorptive capacity: How do organizational antecedents' matter? **Academy of Management Journal**, v. 48, n. 6, p. 999–1015, 2005.

JÄRVINEN, J. The use of digital analytics for measuring and optimizing digital marketing performance. **Jyväskylä studies in business and economics**, n. 170, 2017.

JÄRVINEN, J.; KARJALUOTO, H. The use of Web analytics for digital marketing performance measurement. **Industrial Marketing Management**, v. 50, n. 5, p. 117–127, 2015. Elsevier Inc. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.indmarman.2015.04.009>>. Acesso em: 10 nov. 2019.

JI, J.; DIMITRATOS, P. An empirical investigation into international entry mode decision-making effectiveness. **International Business Review**, v. 22, n. 6, p. 994–1007, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ibusrev.2013.02.008>>. Acesso em: 5 mar 2020.

JIMÉNEZ-BARRIONUEVO, M. M.; GARCÍA-MORALES, V. J.; MOLINA, L. M. Validation of an instrument to measure absorptive capacity. **Technovation**, v. 31, n. 5–6, p. 190–202, 2011.

JOCUMSEN, G. How do small business managers make strategic marketing decisions? **European Journal of Marketing**, v. 38, n. 5/6, p. 659–674, 2004.

KAFOUROS, M., LOVE, J.H. GANOTAKIS, P., KONARA, P. Experience in R&D collaborations, innovative performance and the moderating effect of different dimensions of absorptive capacity. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 150, p. 119757, 2020.

KANE, G.; PALMER, D.; PHILLIPS, A.; KIRON, D.; BUCKLEY, N. Strategy, Not Technology Drives Digital Transformation. **Mit Sloan Management Review**, 2015. Disponível em: <<https://sloanreview.mit.edu/projects/strategy-drives-digital-transformation/>>. Acesso em: 13 out. 2020.

KERLINGER, F. N. **Metodologia de pesquisa em ciências sociais**. São Paulo: Edusp. p. 33-50, 1980.

KIM, L. Crisis Construction and Organizational Learning: Capability Building in Catching-up at Hyundai Motor. **Organization Science**, v. 9, n. 4, p. 506–521, 1998.

KOHTAMÄKI, M.; HEIMONEN, J.; PARIDA, V. The nonlinear relationship between entrepreneurial orientation and sales growth: The moderating effects of slack resources and absorptive capacity. **Journal of Business Research**, v. 100, p. 100–110, 2019.

KOTLER, P. et al. **Administração de Marketing**. 15. ed. São Paulo: Pearson Universidades, 2019.

KOVALA, T.; HALINEN-KAILA, A.; NORDBERG-DAVIES, S. Integrating digital analytics in strategic marketing decision making: An absorptive capacity approach. *Industrial and Corporate Change*, v.15, n.2, p.395-416, 2017.

KOWALCZYK, M. **The Support of Decision Processes with Business Intelligence and Analytics**. Springer: Vieweg, 2017.

KUMAR, V. Evolution of Marketing as a Discipline: What Has Happened and What to Look Out For. **Journal of Marketing**, v. 79, n. 01, p. 1–9, 2015.

LAI, Y.; SUN, H.; REN, J. Understanding the determinants of big data analytics (BDA) adoption in logistics and supply chain management: An empirical investigation. **International Journal of Logistics Management**, v. 29, n. 2, p. 676–703, 2018.

LANE, P. J.; KOKA, B. R.; PATHAK, S. The reification of absorptive capacity: A critical review and rejuvenation of the construct. **Academy of Management Review**, v. 31, n. 4, p. 833–863, 2006.

LANGLEY, A.; MINTZBERG, H., PITCHER, P., POSADA, E., & SAINT-MACARY, J. Opening up decision making: The view from the black stool. **Organization Science**, v. 6, n. 3, p. 260-279, 1995.

LAVALLE, S.; LESSER, E.; SHOCKLEY, R.; HOPKINS, M. S.; KRUSCHWITZ, N. Big Data, analytics and the path from insights to value. **MIT Sloan Management Review**, v. 52, n. 2, p. 21–31, 2011.

LAWRENCE, R. et al. Analytics-driven solutions for customer targeting and sales-force allocation. **IBM Systems Journal**, v. 46, n. 4, p. 797–816, 2007.

LI, Y.; CUI, V.; LIU, H. Dyadic specific investments, absorptive capacity, and manufacturers' market knowledge acquisition: Evidence from manufacturer–distributor dyads. **Journal of Business Research**, v. 78, p. 323-331, 2017.

LIANG, F. H. Does foreign direct investment improve the productivity of domestic firms? Technology spillovers, industry linkages, and firm capabilities. **Research Policy**, v. 46, n. 1, p. 138-159, 2017.

LIAO, J.; WELCH, H.; STOICA, M. Organizational absorptive capacity and responsiveness: an empirical investigation of growth-oriented SMEs. **Entrepreneurship Theory and Practice** 28 (1), 63–85, 2003

LICHTENTHALER, U. Absorptive capacity, environmental turbulence, and the complementarity of organizational learning processes. **Academy of Management Journal** v. 52, n. 4, p. 822–846, 2009.

LIMAJ, E.; BERNROIDER, E. WN. The roles of absorptive capacity and cultural balance for exploratory and exploitative innovation in SMEs. **Journal of Business Research**, v. 94, p. 137-153, 2019.

LIN, H. F.; SU, J. Q.; HIGGINS, A. How dynamic capabilities affect adoption of management innovations. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 2, p. 862-876, 2016.

LIN, T.-C.; CHANG, C. L.; TSAI, W. C. The influences of knowledge loss and knowledge retention mechanisms on the absorptive capacity and performance of a MIS department. **Management Decision**, 2016.

LIU, X; HUANG, Q.; DOU, J., ZHAO, X;. The impact of informal social interaction on innovation capability in the context of buyer-supplier dyads. **Journal of Business Research**, v. 78, p. 314-322, 2017.

LUZZI, A.; GARCIA, M. T. Estratégias de Marketing para Varejo. São Paulo: Novatec, 2007.

MALHOTRA, N. K. **Pesquisa de Marketing** - Uma Orientação Aplicada. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2011.

MAMA, H. B. Nonlinear capital market payoffs to science-led innovation. **Research Policy**, v. 47, n. 6, p. 1084-1095, 2018.

MARIOTTI, S.; MOSCONI, R.; PISCITELLO, L. Location and survival of MNEs' subsidiaries: Agglomeration and heterogeneity of firms. **Strategic Management Journal**, v. 40, n. 13, p. 2242-2270, 2019.

MARKETING SCIENCE INSTITUTE (MSI). **Marketing Science Institute Research Priorities 2018-2020**. Boston, 2018. Disponível em: <<https://www.msi.org/research/2018-2020-research-priorities/>>. Acesso em: 15 de dez. 2019.

MARTINEZ, M. G.; ZOUAGHI, F.; GARCIA, M. S. Capturing value from alliance portfolio diversity: The mediating role of R&D human capital in high- and low-tech industries. **Technovation**, v. 59, p. 55-67, 2017.

MARTINKENAITE, I.; BREUNIG, K. J.. The emergence of absorptive capacity through micro–macro level interactions. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 2, p. 700-708, 2016.

MATTAR, F. N. **Pesquisa De Marketing**. 7. ed. São Paulo: Campus, 2013.

MOLINA-MORALES, F. X., BELSO-MARTINEZ, J. A., MAS-VERDÚ, F. Interactive effects of internal brokerage activities in clusters: The case of the Spanish Toy Valley. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 5, p. 1785-1790, 2016.

MOON, H.; MARIADOSS, B. J.; JOHNSON, J. L. Collaboration with higher education institutions for successful firm innovation. **Journal of Business Research**, v. 99, p. 534-541, 2019.

MOREIRA, S.; MARKUS, A.; LAURSEN, K. Knowledge diversity and coordination: The effect of intrafirm inventor task networks on absorption speed. **Strategic Management Journal**, v. 39, n. 9, p. 2517-2546, 2018.

MORGAN, N. A. Marketing and business performance. **Journal of the Academy Marketing**, 2011.

MORGAN, T.; OBAL, M.; ANOKHIN, S.. The Impact of Absorptive Capacity onto Customer Participation in New Product Development: An Abstract. In: **Academy of Marketing Science Annual Conference**. Springer, Cham, p. 385-386, 2018

MOWERY, D. C.; OXLEY, J. E. Inward technology transfer and competitiveness: The role of national innovation systems. **Cambridge Journal of Economics**, 19: 67-93, 1995.

NAJAFI-TAVANI, S.; SHARIFI, H.; NAJAFI-TAVANI, Z. Market orientation, marketing capability, and new product performance: The moderating role of absorptive capacity. **Journal Of Business Research**, v. 69, n. 11, p. 5059–5064, 2016.

NARVER, J. C.; SLATER, S. F. The Effect of a Market Orientation on Business Profitability. **Journal of Marketing**, v. 54, n. 4, p. 20, 1990.

NEOTRUST. **Movimento Compre e Confie** 3. ed, [S.l.], 2020. Disponível em: <<https://www.compreconfie.com.br/relatorios>> Acesso em: 28 abr. 2020.

NGUYEN, T. T.; DIEZ, J. R. Less than expected—The minor role of foreign firms in upgrading domestic suppliers—The case of Vietnam. **Research Policy**, v. 48, n. 6, p. 1573-1585, 2019.

NIELSEN COMPANY. **Nielsen Annual Marketing Report the Age of Dissonance Marketers'** Trust in Digital. [S.l.], 2020. Disponível em: <<https://www.nielsen.com/us/en/insights/report/2020/nielsen-annual-marketing-report-the-age-of-dissonance/>>. Acesso em: 12 out 2020.

NIELSEN. **COVID-19: O Catalisador Inesperado Para A Adoção Da Tecnologia** [S.l.], 2020. Disponível em: <<https://www.nielsen.com/br/pt/insights/article/2020/covid-19-o-catalisador-inesperado-para-a-adocao-da-tecnologia/>> Acesso em: 28 abr. 2020.

NIELSEN; ELO. **WEBSHOPPERS - 42a Edição**. Ebit, São Paulo, v. 1, n. 40, p. 1-27, 2020. Disponível em: <https://www.ebit.com.br/webshoppers/download?pathFile=D%3A%5CEbit%5CSites%5Cwww.ebit.com.br%5CPDF_WS%5C40.webshoppers_2019.pdf&fileName=Webshoppers_40.pdf>. Acesso em: 27 mar. 2020

NIETO, M. J.; SANTAMARÍA, L. The importance of diverse collaborative networks for the novelty of product innovation. **Technovation**, v. 27, n. 6–7, p. 367–377, 2007.

NYBAKK, E. Learning orientation, innovativeness and financial performance in traditional manufacturing firms: A higher-order structural equation model. **International Journal of Innovation Management**, v. 16, n. 5, 2012.

O'CONNOR, A. M. Validation of a Decisional Conflict Scale. **Medical Decision Making**, v. 15, n. 1, p. 25–30, 1995.

OLIVEIRA, P. M. S.; MUNITA, C. S.; HAZENFRATZ, R. Comparative study between three methods of outlying detection on experimental results. **Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry**, v. 283, n. 2, p. 433–437, 2010.

PENG, G.; TUREL, O. Network ties in the outside-in strategy: Contingencies of resource endowments and absorptive capacity. **Industrial Marketing Management**, v. 91, p. 373–384, 2020.

PETERS, L. D.; PRESSEY, A. D.; JOHNSTON, W. J. Contingent factors affecting network learning. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 7, p. 2507–2515, 2016.

PETERSON, E. T. **Web Analytics Demystified: A Marketer's Guide to Understanding how Your Web Site Affects Your Business**. Portland: Celilo Group Media, 2004.

PODSAKOFF, P. M.; MACKENZIE, S. B.; LEE, J. Y.; PODSAKOFF, N. P. Common Method Biases in Behavioral Research: A Critical Review of the Literature and Recommended Remedies. **Journal of Applied Psychology**, v. 88, n. 5, p. 879–903, 2003.

POPOVIČ, A.; HACKNEY, R.; COELHO, P. S.; JAKLIČ, J. Towards business intelligence systems success: Effects of maturity and culture on analytical decision making. **Decision Support Systems**, v. 54, n. 1, p. 729–739, 2012.

PRADANA, M.; PÉREZ-LUÑO, A.; FUENTES-BLASCO, M. Innovation as the key to gain performance from absorptive capacity and human capital. **Technology Analysis & Strategic Management**, v. 32, n. 7, p. 822–834, 2020.

PRIOR, D. D.; KERÄNEN, J.; KOSKELA, S.. Sensemaking, sensegiving and absorptive capacity in complex procurements. **Journal of Business Research**, v. 88, p. 79–90, 2018.

QIU, S.; LIU, X.; GAO, T. Do emerging countries prefer local knowledge or distant knowledge? Spillover effect of university collaborations on local firms. **Research Policy**, v. 46, n. 7, p. 1299–1311, 2017.

QUINN, L.; DIBB, S.; SIMKIN, L.; CANHOTO, A.; ANALOGBEI, M. Troubled waters: the transformation of marketing in a digital world. **European Journal of Marketing**, v. 50, n. 12, p. 2103–2133, 2016.

RAKTHIN, S.; CALANTONE, R. J.; WANG, J. F. Managing market intelligence: The comparative role of absorptive capacity and market orientation. **Journal Of Business Research**, v. 69, n. 12, p. 5569–5577, 2016.

RIALP, Alex; RIALP, Josep. International marketing research: opportunities and challenges in the 21st century. **Emerald group publishing limited**, 2006.

RINGLE, C. M.; DA SILVA, D.; BIDO, D. D. S. Structural Equation Modeling with the Smartpls. **Revista Brasileira de Marketing**, v. 13, n. 02, p. 56–73, 2014. Disponível em: <http://www.revistabrasileiramarketing.org/ojs-2.2.4/index.php/remark/article/view/2717>. .

ROSS, J. W.; BEATH, C. M.; QUAADGRAS, A. You may not need big data after all. **Harvard Business Review**, v. 91, n. 12, p. 90–+, 2013.

SAINFORT, F.; BOOSKE, B. C. Measuring post-decision satisfaction. **Medical Decision Making**, v. 20, n. 1, p. 51-61, 2000.

SARSTEDT, M.; HAIR, J. F.; CHEAH, J.; BECKER, J.; RINGLE, C. M. How to specify, estimate, and validate higher-order constructs in. **Australasian Marketing Journal (AMJ)**, v. 27, n. 3, p. 197–211, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2019.05.003>. Acesso em: 15 jan 2021.

SBVC - SOCIEDADE BRASILEIRA DE VAREJO E CONSUMO. Estudo Transformação Digital no Varejo Brasileiro - 2 Edição

SBVC - SOCIEDADE BRASILEIRA DE VAREJO E CONSUMO. **O Papel do Varejo na Economia Brasileira** - Atualização 2020. São Paulo, 2020a. Disponível em: <http://sbvc.com.br/o-papel-do-varejo-na-economia-brasileira-atualizacao-2020/> Acesso em: 12 out.2020

SBVC - SOCIEDADE BRASILEIRA DE VAREJO E CONSUMO. **O Papel do Varejo na Economia Brasileira**. São Paulo, 2019. Disponível em: http://sbvc.com.br/o-papel-do-varejo-na-economia-brasileira-2019/o-papel-do-varejo-na-economia-brasileira-sbvc_2019/ Acesso em: 26 de mar. 2020.

SBVC - SOCIEDADE BRASILEIRA DE VAREJO E CONSUMO. **Ranking 300 Maiores Empresas do Varejo Brasileiro**. São Paulo, 2020b. Disponível em: <http://sbvc.com.br/ranking-300-maiores-empresas-do-varejo-brasileiro-sbvc-2020/>. Acesso em: 29 nov 2020

SCHUBERT, T.; BAIER, E.; RAMMER, C. Firm capabilities, technological dynamism and the internationalisation of innovation: A behavioural approach. **Journal of International Business Studies**, v. 49, n. 1, p. 70-95, 2018.

SCHWEISFURTH, T. G.; RAASCH, C. Absorptive capacity for need knowledge: Antecedents and effects for employee innovativeness. **Research Policy**, v. 47, n. 4, p. 687-699, 2018.

SCUDINO, P. A. A Utilização de Alguns Testes Estatísticos para Análise da Variabilidade do Preço do Mel nos Municípios de Angra dos Reis e Mangaratiba, Estado do Rio de Janeiro. **Seropédica**, v. 53, n. 9, p. 1689–1699, 2008.

SEARS, J. B. Post-acquisition integrative versus independent innovation: A story of dueling success factors. **Research Policy**, v. 47, n. 9, p. 1688-1699, 2018.

SEBRAE - SERVIÇO DE APOIO ÀS MICRO E PEQUENAS EMPRESAS. **Anuário do Trabalho na Micro e Pequena Empresa**. São Paulo, 2013. Disponível em: <www.sebrae.com.br/Sebrae/Portal%20Sebrae/Anexos/Anuario%20do%20Trabalho%20Na%20Micro%20e%20Pequena%20Empresa_2013.pdf>. Acesso em: 25 nov. 2020

SEBRAE Inovação. **Descubra Como 4 Empresas Se Reinventaram Durante A Covid-19**. Disponível em: <<https://inovacao.sebrae.com.br/descubra-como-4-empresas-se-reinventaram-durante-a-covid-19/>>. Acesso em: 28 jan. 2021

SEBRAE. **Impactos e tendências da COVID-19 nos pequenos negócios**. 4 ed. [S.l.], 2020b. Disponível em: <<https://www.sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/artigos/impactos-e-tendencias-da-covid-19-nos-pequenos-negocios,5e8fbd0c7d711710VgnVCM1000004c00210aRCRD>> Acesso em: 28 abr. 2020.

SEBRAE; FGV. **O impacto da pandemia de Coronavírus nos Pequenos Negócios**. 3. ed. [S.l.] 2020. Disponível em: <https://datasebrae.com.br/wp-content/uploads/2020/04/Impacto-do-coronav%C3%ADrus-nas-MPE-2%C2%AAedicao_geral-v4-1.pdf>. Acesso em: 13 nov. 2020

SHAMIM, S.; ZENG, J.; SHARIQ, S. M.; KHAN, Z. Role of big data management in enhancing big data decision-making capability and quality among Chinese firms: A dynamic capabilities view. **Information and Management**, v. 56, n. 6, p. 1–12, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.im.2018.12.003>>. Acesso em: 23 mar 2020.

SHARMA, R.; MITHAS, S.; KANKANHALLI, A. Transforming decision-making processes: A research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations. **European Journal of Information Systems**, v. 23, n. 4, p. 433–441, 2014.

SHIRINDZA, M. **Understanding the factors that enable and inhibit strategic decision-making effectiveness**.

SHUKLA, P. **Marketing Research**. Brighton: Bookboon, 2008.

SKILTON, P. F., BERNARDES, E., Li, M.; CREEK, S. A. The Structure of Absorptive Capacity in Three Product Development Strategies. **Journal of Supply Chain Management**, v. 56, n. 3, p. 47-65, 2020.

SLATER, S. F.; HULT, G. T. M.; OLSON, E. M. Industrial Marketing Management Factors in influencing the relative importance of marketing strategy creativity and marketing strategy implementation effectiveness. **Industrial Marketing Management**, v. 39, n. 4, p. 551–559, 2010. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.indmarman.2008.03.007>>. Acesso em: 13 abr 2020

SOLÍS-MOLINA, M.; HERNÁNDEZ-ESPALLARDO, M.; RODRÍGUEZ-OREJUELA, A. Performance implications of organizational ambidexterity versus specialization in

exploitation or exploration: The role of absorptive capacity. **Journal of business research**, v. 91, p. 181-194, 2018.

SUN, Z.; STRANG, K.; FIRMIN, S. Business Analytics-Based Enterprise Information Systems. **Journal of Computer Information Systems**, v. 57, n. 2, p. 169–178, 2017. Taylor & Francis. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/08874417.2016.1183977>>. Acesso em: 17 nov. 2019.

SWIFT, T. The perilous leap between exploration and exploitation. **Strategic Management Journal**, v. 37, n. 8, p. 1688-1698, 2016.

TEECE, D. J. Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. **Strategic Management Journal**, v. 28, n. 13, p. 1319-1350, 2007.

TEECE, D. J.; PISANO, G.; SHUEN, A. Dynamic capabilities and strategic management. **Strategic Management Journal**, v. 18, n. 7, p. 509–533, 1997.

TEIRLINCK, P. Configurations of strategic R&D decisions and financial performance in small-sized and medium-sized firms. **Journal of Business Research**, v. 74, p. 55-65, 2017.

VARADARAJAN, R. A Commentary on “Transformative Marketing: The Next 20 Years”. **Journal of Marketing**, v. 82, n. 4, p. 15–18, 2018. Disponível em: <<http://journals.sagepub.com/doi/10.1509/jm.82.43>>. Acesso em: 10 nov. 2019.

VENKATARAMAN, N.; RAMANUJAM, V. Measurement of Business performance in Strategy Research. A comparison of Approaches. **Academy of Management Review** v. 12, n. 05, p. 1–28, 1985.

VIEIRA, V. A. As tipologias, variações e características da pesquisa de marketing. **Revista da FAE**, v. 5, n. 01, p. 61–70, 2002.

WAISBERG, D.; KAUSHIK, A. Web Analytics 2.0: empowering customer centricity. **The original Search Engine Marketing**. v. 2, n. 1, p. 7-2009. Disponível em: <<http://pdf.edocr.com/a0159f29bb325c88e11ce7a9a042b7db89e5e1bd.pdf>>. Acesso em: 15 dez. 2010.

WANG, L.; ZHAO, J. Z.; ZHOU, K. Z. How do incentives motivate absorptive capacity development? The mediating role of employee learning and relational contingencies. **Journal of Business Research**, v. 85, p. 226-237, 2018.

WANG, Y.; BYRD, T. A. Business analytics-enabled decision-making effectiveness through knowledge absorptive capacity in health care. **Journal Of Knowledge Management**, 2017.

WANG, Y.; HONG, A.; LI, X.; GAO, J. Marketing innovations during a global crisis: A study of China firms’ response to COVID-19. **Journal of Business Research**, v. 116, n. May, p. 214–220, 2020. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.05.029>>. Acesso em: 12 abr 2020.

WANG, Z.; WANG, N.; SU, X.; GE, S. An empirical study on business analytics affordances enhancing the management of cloud computing data security. **International Journal of Information Management**, v. 50, n. July 2019, p. 387–394, 2020. Elsevier. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.09.002>>. Acesso em: 19 abr 2020.

WEB ANALYTICS ASSOCIATION. **Web Analytics Definitions**. Washington, 2008. Disponível em: <<http://www.webanalytiker.dk/wp-content/logo/blog/WAA-Standards-Analytics-Definitions.pdf>> Acesso em: 19 nov. 2020.

WEB TECHNOLOGY SURVEYS. **Usage of traffic analysis tools for websites**. [S.l.] 2014. Disponível em: <https://w3techs.com/technologies/overview/traffic_analysis> Acesso em: 22 nov. 2020.

WEDEL, M.; KANNAN, P. K. Marketing analytics for data-rich environments. **Journal of Marketing**, v. 80, n. 6, p. 97–121, 2016.

WIERENGA, B. Managerial decision making in marketing: the next research frontier. **International Journal of Research in Marketing**, v.28, n.2, p.89-101, 2011.

XIE, X.; WANG, L.; ZENG, S. Inter-organizational knowledge acquisition and firms' radical innovation: A moderated mediation analysis. **Journal of Business Research**, v. 90, p. 295-306, 2018.

XIE, X.; ZOU, H.; QI, G. Knowledge absorptive capacity and innovation performance in high-tech companies: A multi-mediating analysis. **Journal of Business Research**, v. 88, p. 289-297, 2018.

XU, Z.; FRANKWICK, G. L.; RAMIREZ, E. Effects of big data analytics and traditional marketing analytics on new product success: A knowledge fusion perspective. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 5, p. 1562–1566, 2016. Elsevier B.V. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.10.017>>. Acesso em: 14. dez. 2019.

ZAHRA, S. A.; GEORGE, G. Absorptive capacity: A review, reconceptualization, and extension. **Academy of Management Review**, v. 27, n. 2, p. 185–203, 2002.

ZHANG, M.; ZHAO, X.; LYLES, M. A.; GUO, H. Absorptive capacity and mass customization capability. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 10, n. 3, p. 835-841, 2015. Disponível em: <www.emeraldinsight.com/0144-3577.htm>. Acesso em: 02 nov. 2019.

APÊNDICE A – ESCALA DECISÕES EFETIVAS DE MARKETING

Escala Original	Escala Traduzida e Adaptada	Após Validação por Profissionais e Acadêmicos	Cód.
The quality of decisions has improved with the use of business analytics systems and strategies.	A qualidade das decisões melhorou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados (ex: análise de dados sobre os consumidores no site ou redes sociais, planilhas de Excel e etc.)	A qualidade das decisões melhorou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados (ex: análise de dados sobre os consumidores no site ou redes sociais, planilhas de Excel e etc.)	DEM_1
The speed at which we analyze decisions has increased with the use of business analytics systems and strategies.	A velocidade com que analisamos as decisões aumentou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados.	A velocidade com que analisamos as decisões tomadas aumentou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados (ex: análise de dados sobre os consumidores no site ou redes sociais, planilhas de Excel e etc.).	DEM_2
We have increased understanding our customers/clients/suppliers and competitors with the use of business analytics systems and strategies.	Aumentamos nosso entendimento sobre nossos clientes, fornecedores e concorrentes com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados.	Aumentamos o entendimento sobre nossos clientes, fornecedores e concorrentes com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados (ex: análise de dados sobre os consumidores no site ou redes sociais, planilhas de Excel e etc.).	DEM_3

APÊNDICE B – ESCALA *DIGITAL MARKETING ANALYTICS*

(continua)

Escala Original	Escala Traduzida e Adaptada	Após Validação por Profissionais e Acadêmicos	Cód.
Dimensão: Aggregation tools/Agregação			AGR
Collect data from external healthcare sources and from various health systems throughout your organization;	Coletamos dados de marketing (ex: sobre o produto, os concorrentes, consumidores, etc.) de fontes externas (ex: canais de comunicação como redes sociais, outros bancos de dados, empresas parceiras ou terceirizadas, etc.) em toda a organização;	Coletamos dados de marketing (ex: sobre o produto, os concorrentes, consumidores, etc.) de fontes externas (ex: canais de comunicação como redes sociais, outros bancos de dados, empresas parceiras ou terceirizadas, etc.) em toda a empresa.	AGR_1
Make patient records consistent, visible and easily accessible for further analysis;	Tornamos os registros dos consumidores consistentes, visíveis e facilmente acessíveis para análises futuras.	Tornamos os registros dos consumidores visíveis e facilmente acessíveis para análises futuras.	AGR_2
Store patient data into appropriate databases	Armazenamos dados dos consumidores em bases de dados apropriadas.	Armazenamos dados dos consumidores em bases de dados apropriadas (ex: planilhas no Excel, dados do público das redes sociais, ferramentas como Mailchimp, RDstation, Salesforce e etc.).	AGR_3
Dimensão: Data analysis tools/Análise			ANA
Identify important business insights and trends to improve healthcare services	Identificamos ideias e tendências de negócios importantes para melhorar as atividades de marketing.	Identificamos ideias e tendências de negócios importantes para melhorar as atividades de marketing.	ANA_1
Predict patterns of care in response to patient needs	Prevemos padrões de consumo em resposta à necessidade dos consumidores	Prevemos padrões de atendimento e consumo em resposta à necessidade dos consumidores.	ANA_2
Analyze data in near-real or real time that allows responses to unexpected clinical events;	Analizamos dados em tempo real ou quase real, que permitem responder a eventos inesperados	Temos agilidade para analisar os dados e responder a eventos inesperados (ex: comentários desfavoráveis nas redes sociais, promoções de concorrentes, etc.).	ANA_3
Analyze social media data to understand current trends from a large population.	Analizamos dados das redes sociais para entender as principais tendências de um grande público.	Analizamos dados das redes sociais para entender as principais tendências dos consumidores.	ANA_4

(conclusão)

Escala Original	Escala Traduzida e Adaptada	Após Validação por Profissionais e Acadêmicos	Cód.
Dimensão: Interpretation tools/Interpretação			INT
Provide systemic and comprehensive reporting to help recognize feasible opportunities for care improvement.	Geramos relatórios estruturados e completos para ajudar a reconhecer oportunidades de melhoria das atividades de marketing.	Geramos relatórios completos para ajudar a reconhecer oportunidades de melhoria das atividades de marketing.	INT_1
Support data visualization that enables users to easily interpret results	Auxiliamos a visualização de dados que permitem aos usuários interpretar facilmente os resultados.	Incentivamos a apresentação de dados de maneira visual para facilitar a interpretação (ex: gráficos, tabelas, dashboards, nuvem de palavras, etc.).	INT_2
Provide near-real or real time information on health care operations and services within healthcare facilities and across health care systems.	Geramos informações em tempo real ou quase real sobre as atividades de marketing, como as preferências dos consumidores.	Geramos informações periodicamente (quase em tempo real) das atividades de marketing (ex: preferências dos consumidores, comentários nas redes sociais, tendências de mercado, etc.).	INT_3

APÊNDICE C – ESCALA CAPACIDADE ABSORTIVA

(continua)

Escala Original	Escala Traduzida e Adaptada	Após Validação por Profissionais e Acadêmicos	Cód.
Dimensão: Aquisição			AQU
The search for relevant information concerning our industry is every-day business in our company.	A procura por informações relevantes relacionadas à nossa indústria é uma atividade gerencial diária em nossa empresa.	Buscamos informações sobre o nosso setor de atuação (ramo de atividade) diariamente.	AQU_1
Our management motivates the employees to use information sources within our industry.	Os gestores incentivam os funcionários a usar fontes de informação em nosso setor.	Nossos gestores incentivam os colaboradores a buscar fontes de informação do setor de atuação da empresa.	AQU_2
Our management expects that the employees deal with information beyond our industry.	Os gestores esperam que os funcionários lidem bem com informações que vão além daquelas relacionadas à nossa indústria.	Nossos gestores esperam que os funcionários lidem com informações que vão além daquelas relacionadas ao nosso setor.	AQU_3
Dimensão: Assimilation/ Assimilação			ASS
In our company ideas and concepts are communicated cross-departmental.	Na nossa empresa, ideias e conceitos são comunicados entre os departamentos;	Em nossa empresa as ideias e conceitos de novos produtos são comunicados entre os funcionários e/ou departamentos.	ASS_1
Our management emphasizes cross-departmental support to solve problems.	Nossa gerência enfatiza interações entre departamentos para resolver problemas;	Nossos gerentes enfatizam a colaboração entre os funcionários e/ou departamentos da empresa para resolver problemas.	ASS_2
In our company there is a quick information flow, e.g., if a business unit obtains important information it communicates this information promptly to all other business units or departments.	Na nossa empresa há um rápido fluxo de informação. Ex: se uma área da empresa obtém informações importantes, ela comunica rapidamente essa informação para outros departamentos.	Na nossa empresa há um rápido fluxo de informações. Por exemplo, se um setor obtém informações importantes, ele comunica imediatamente essas informações a todos os outros funcionários ou departamentos.	ASS_3
Our management demands periodical cross-departmental meetings to interchange new developments, problems, and achievements.	Nossos gestores exigem reuniões periódicas entre os departamentos para falar sobre novos desenvolvimentos, problemas e conquistas.	Nossos gestores realizam reuniões periódicas com as diferentes áreas da empresa para a troca de informações sobre desenvolvimento de novos produtos, problemas e objetivos alcançados.	ASS_4

(conclusão)

Escala Original	Escala Traduzida e Adaptada	Após Validação por Profissionais e Acadêmicos	Cód.
Dimensão: Transformation/ Transformação			TRA
Our employees have the ability to structure and to use collected knowledge.	Nossos funcionários possuem a habilidade de estruturar e usar o conhecimento adquirido.	Nossos funcionários têm habilidade para estruturar e utilizar os conhecimentos coletados externamente.	TRA_1
Our employees are used to absorb new knowledge as well as to prepare it for further purposes and to make it available.	Nossos funcionários estão acostumados a absorver novos conhecimentos, bem como prepara-los para outros fins e disponibilizá-los.	Nossos funcionários utilizam novos conhecimentos adquiridos externamente. Além disso, disponibilizam e utilizam esse conhecimento para outros fins na empresa.	TRA_2
Our employees successfully link existing knowledge with new insights.	Nossos funcionários costumam conectar o conhecimento existente com novas ideias de forma assertiva.	Nossos funcionários conectam de maneira bem sucedida o conhecimento existente com o conhecimento adquirido externamente para a geração de novas ideias.	TRA_3
Our employees are able to apply new knowledge in their practical work.	Nossos funcionários estão aptos a aplicar novos conhecimentos nas suas atividades práticas.	Nossos funcionários são capazes de aplicar os novos conhecimentos adquiridos externamente em seu trabalho do dia a dia.	TRA_4
Dimensão: Exploitation/Exploração			EXP
Our management supports the development of prototypes.	Os gestores apoiam o desenvolvimento de protótipos.	Nossos gestores incentivam o desenvolvimento de protótipos (novos produtos ou sistemas preliminares)	EXP_1
Our company regularly reconsiders technologies and adapts them accordant to new knowledge.	Nossa empresa reconsidera regularmente as tecnologias e as adapta de acordo com novos conhecimentos	Nossa empresa revisa constantemente as tecnologias disponíveis e as adapta de acordo com os novos conhecimentos adquiridos externamente.	EXP_2
Our company has the ability to work more effective by adopting new technologies.	Nossa empresa tem a capacidade de trabalhar de forma mais eficaz ao adotar novas tecnologias.	Nossa empresa tem habilidade de trabalhar de forma mais eficiente ao adotar novas tecnologias.	EXP_3

APÊNDICE D – VERSÃO FINAL DO QUESTIONÁRIO

Disponível em: <<https://form-dissertacao.web.app/>>.



Obrigada por fazer parte desta pesquisa e contribuir para a construção do conhecimento científico do país.

Este questionário faz parte de uma pesquisa de Dissertação de Mestrado em Administração da UFPR, cujo objetivo é compreender as ações de marketing digital das empresas de varejo.

Ao final da pesquisa, você receberá um **diagnóstico gratuito sobre o processo decisório de marketing da sua empresa, com dicas úteis para melhorar seus resultados**.

Posteriormente, você também receberá o resultado completo da pesquisa para que possa fazer uma comparação com outras empresas.

O tempo previsto para o preenchimento do questionário é de apenas 9 minutos. Todas as informações fornecidas são confidenciais, em conformidade com a LGPD Lei nº 13.709/2018 de proteção de dados.

Atenciosamente,
Marina Proença – marinaproenca@gmail.com
Mestranda em Administração na linha de Estratégia de Marketing pela UFPR.

> Próximo



Sua empresa possui algum tipo de atuação digital, como site ou redes sociais?

☒ SIM ☐ NÃO

> Próximo



3

4

Por favor classifique a efetividade com que a sua organização usa as seguintes ferramentas de análise de dados (1= discordo totalmente; 7= concordo totalmente):

Coletamos dados de marketing (ex: sobre o produto, os concorrentes, consumidores, etc.) de fontes externas (ex: canais de comunicação como redes sociais, outros bancos de dados, empresas parceiras ou terceirizadas, etc.) em toda a empresa.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Tornamos os registros dos consumidores visíveis e facilmente acessíveis para análises futuras.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Armazenamos dados dos consumidores em bases de dados apropriadas (ex: planilhas no Excel, dados do público das redes sociais, ferramentas como Mailchimp, RDStation, Salesforce e etc.).

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Identificamos ideias e tendências de negócios importantes para melhorar as atividades de marketing.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Prevemos padrões de atendimento e consumo em resposta à necessidade dos consumidores.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Temos agilidade para analisar os dados e responder a eventos inesperados (ex: comentários desfavoráveis nas redes sociais, promoções de concorrentes, etc.).

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Analisamos dados das redes sociais para entender as principais tendências dos consumidores.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Geramos relatórios completos para ajudar a reconhecer oportunidades de melhoria das atividades de marketing.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Incentivamos a apresentação de dados de maneira visual para facilitar a interpretação (ex: gráficos, tabelas, dashboards, nuvem de palavras, etc.).

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Geramos informações periodicamente (quase em tempo real) das atividades de marketing (ex: preferências dos consumidores, comentários nas redes sociais, tendências de mercado, etc.).

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Por favor, avalie a intensidade em que sua empresa utiliza recursos externos para obter informações (ex.: rede de contatos pessoal, consultores, internet, base de dados, revistas profissionais, publicações acadêmicas, pesquisa de mercado) considerando 1= discordo totalmente e 7= concordo totalmente.

Buscamos informações sobre o nosso setor de atuação (ramo de atividade) diariamente.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Nossos gestores incentivam os colaboradores a buscar fontes de informação do setor de atuação da empresa.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Nossos gestores esperam que os funcionários lidem com informações que vão além daquelas relacionadas ao nosso setor.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Por favor, avalie a intensidade em que as seguintes afirmações se encaixam na estrutura de comunicação da sua empresa considerando 1= discordo totalmente até 7= concordo totalmente.

Em nossa empresa as ideias e conceitos de novos produtos são comunicados entre os funcionários e/ou departamentos.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Nossos gerentes enfatizam a colaboração entre os funcionários e/ou departamentos da empresa para resolver problemas.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Na nossa empresa há um rápido fluxo de informações. Por exemplo, se um setor obtém informações importantes, ele comunica imediatamente essas informações a todos os outros funcionários ou departamentos.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Nossos gestores realizam reuniões periódicas com as diferentes áreas da empresa para a troca de informações sobre desenvolvimento de novos produtos, problemas e objetivos alcançados.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Por favor, avalie a intensidade em que as seguintes afirmações se encaixam no processo de aquisição de conhecimento externo da sua empresa considerando 1= discordo totalmente até 7= concordo totalmente.

Nossos funcionários têm habilidade para estruturar e utilizar os conhecimentos coletados externamente.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Nossos funcionários utilizam novos conhecimentos adquiridos externamente. Além disso, disponibilizam e utilizam esse conhecimento para outros fins na empresa.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Nossos funcionários conectam de maneira bem sucedida o conhecimento existente com o conhecimento adquirido externamente para a geração de novas ideias.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Nossos funcionários são capazes de aplicar os novos conhecimentos adquiridos externamente em seu trabalho do dia a dia.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Por favor, avalie a intensidade em que as seguintes afirmações se encaixam na estrutura de comunicação da sua empresa considerando 1= discordo totalmente até 7= concordo totalmente.

Nossos gestores incentivam o desenvolvimento de protótipos (novos produtos ou sistemas preliminares)

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Nossa empresa revisa constantemente as tecnologias disponíveis e as adapta de acordo com os novos conhecimentos adquiridos externamente.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Nossa empresa tem habilidade de trabalhar de forma mais eficiente ao adotar novas tecnologias.

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Por favor classifique as sentenças sobre o processo decisório na organização (1 = discordo totalmente; 7 = concordo totalmente):

A qualidade das decisões melhorou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados (ex: análise de dados sobre os consumidores no site ou redes sociais, planilhas de Excel e etc.)

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

A velocidade com que analisamos as decisões tomadas aumentou com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados (ex: análise de dados sobre os consumidores no site ou redes sociais, planilhas de Excel e etc.).

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

Aumentamos o entendimento sobre nossos clientes, fornecedores e concorrentes com o uso de sistemas e estratégias de análise de dados (ex: análise de dados sobre os consumidores no site ou redes sociais, planilhas de Excel e etc.).

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7



Últimas perguntas sobre você e sua empresa!

Qual é a sua escolaridade? (informe somente o nível de instrução completo)

- ☐ Ensino médio
☐ Ensino superior (graduação/ curso superior)
☐ Especialização (pós-graduação/ MBA/ mestrado/ doutorado)

Cargo que ocupa na empresa?

Cargo que ocupa na empresa? *

Cidade/ Estado?

Cidade / Estado? *

Sua empresa é uma varejista (vende para pessoas físicas)?

- ☐ Sim
☐ Não

Quantos funcionários, aproximadamente, existem na sua empresa?

- ☐ 1
☐ De 2 a 9
☐ De 10 a 49
☐ De 50 a 99
☐ 100 ou mais

Há quanto tempo ela existe?

- ☐ Menos de 1 ano
☐ De 1 a 3 anos
☐ De 3 a 5 anos
☐ De 5 a 10 anos
☐ Mais de 10 anos

Você possui alguma agência de publicidade ou uma empresa terceirizada que auxilia com as atividades de marketing digital?

- ☐ Sim, uma
☐ Sim, mais de uma
☐ Não, desenvolvemos o marketing internamente.

Quais canais digitais sua empresa possui atuação? (Pode selecionar mais de uma opção)

- ☐ E-mail marketing
☐ Facebook
☐ Instagram
☐ LinkedIn
☐ Site
☐ Twitter
☐ WhatsApp
☐ Outro

Qual é a alternativa que melhor representa a atuação da sua empresa durante a pandemia do coronavírus?

- ☐ A empresa foi atingida pela crise e tivemos que reinventar o negócio para sobreviver (ex: passamos a vender online, criamos novas estratégias de vendas, etc.).
☐ A empresa foi atingida pela crise e buscamos parceiros para conseguir sobreviver (ex: empresas de delivery, marketplace, etc.).
☐ Não fomos muito afetados pela crise e procuramos até aumentar nossa receita (ex: ampliamos nossa oferta de produtos ou serviços ou criamos novas promoções específicas para o período).
☐ Não fomos muito afetados com a crise e buscamos parceiros para melhorar ainda mais o negócio.
☐ Teve pouca ou nenhuma mudança

Qual o setor de atuação da sua empresa?

- ☐ Artigos esportivos: bicicleta, bola, rede e etc. (exceto roupas)
- ☐ Bares, restaurantes, lanchonetes, padarias e similares
- ☐ Casa e decoração: cama, mesa e banho, iluminação, tapeçaria, cortinas e etc.
- ☐ Combustíveis para veículos automotores
- ☐ Construção civil: material elétrico, vidros, pintura, telhas e similares
- ☐ Equipamentos e suprimentos de informática, áudio e vídeo
- ☐ Estacionamento de veículos
- ☐ Hotelaria
- ☐ Livros, jornais, revistas e artigos de papelaria.
- ☐ Móveis e eletrodomésticos
- ☐ Peças e acessórios para veículos automotores
- ☐ Pet
- ☐ Plantas e flores naturais
- ☐ Produtos alimentícios: supermercados, mercearias, açougue, peixaria e similares
- ☐ Produtos farmacêuticos, perfumaria, higiene pessoal ou outros artigos médicos (ortopédicos, de ótica, etc.)
- ☐ Souvenires, bijuterias e artesanatos
- ☐ Telefonia e comunicação
- ☐ Vestuário, acessórios e calçados, joalheria e etc.
- ☐ Outro

Mais uma vez, muito obrigada pela participação! Para receber o resultado da pesquisa e um diagnóstico sobre como está a sua atuação digital, deixe seu e-mail:

E-mail